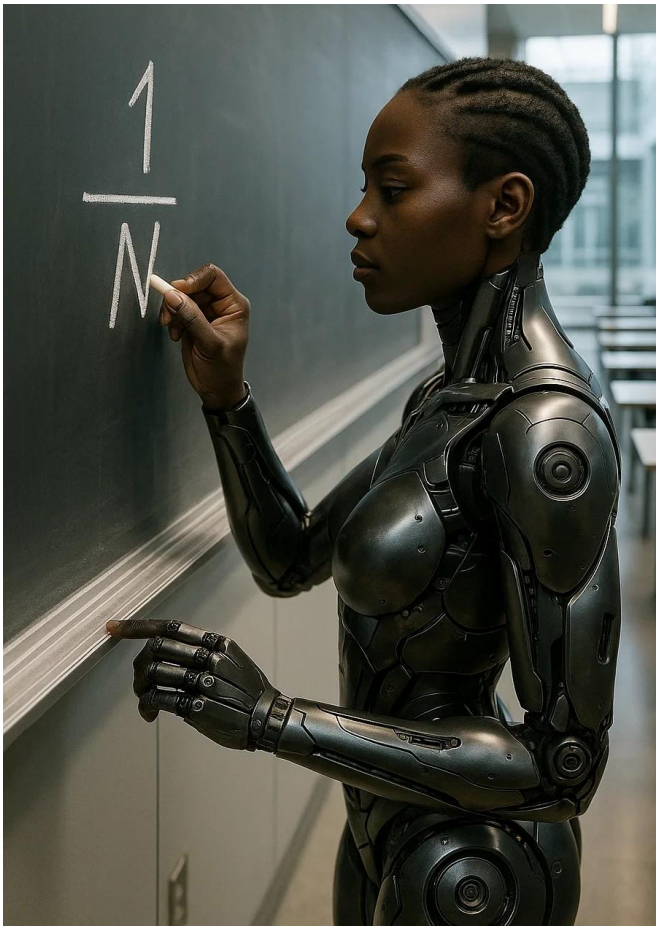
Probabilidad Imposible

2002-2005

Vol 1



Dr. Ruben Garcia Pedraza

“Yo soy la resurrección y la vida; el que cree en mí, aunque muera, vivirá.
Y todo el que vive y cree en mí no morirá jamás.”

Juan

11:25-26

Probabilidad Imposible 2002-2005

Vol 1

Dr. Ruben Garcia Pedraza

Primera Fase de Probabilidad Imposible

La primera vez que escribí el nombre de Probabilidad Imposible fue una noche de principios de primavera del 2001, en la buhardilla en casa de mis padres. Tenía 24 años y estaba estudiando el cuarto año de Pedagogía (las licenciaturas eran de 5 años, los dos últimos de especialidad; yo cursaba pedagogía socio-laboral). Tan solo el año anterior pasé las asignaturas de estadística. La de segundo de carrera la había repetido durante tres años, y fue al tercero cuando milagrosamente, gracias de nuevo al hada azul, fui capaz de superarla, lo que para mí supondría un gran éxito personal.

Entre 1997 y 2001, toda mi vida estuvo marcada por los intentos de asesinato que estaba sufriendo desde el 17 de enero de 1997, y la tortura: ruidos intensos en el oído izquierdo y el empleo de técnicas psicocústicas de tortura condicionando mi comportamiento a determinados ruidos dependiendo de estímulos del contexto.

En aquel momento, el pacto de silencio entre medios de comunicación, partidos políticos y sindicatos en torno a los intentos de asesinato que había sufrido y la tortura que estaba sufriendo era tan intenso, que prácticamente me creía estar solo luchando contra un fantasma.

No ha sido hasta antes de octubre de 2018 cuando he empezado a descubrir lo que realmente estaba ocurriendo, algo muy diferente a lo que yo me imaginaba; probablemente el arma secreta mejor guardada desde la Segunda Guerra Mundial: la telepatía artificial y los primeros experimentos en telepatía real, lo cual hunde sus orígenes en los campos de concentración nazi, y los primeros experimentos de Walter Rudolf Hess en lo que ahora llamamos *brain interface*, originalmente el control físico de la mente, según lo bautizó José Rodríguez Delgado.

Si bien yo no he sido capaz de encontrar autores anteriores a Walter Rudolf Hess desarrollando esta tecnología, no es una coincidencia que ya Tesla, a caballo entre el siglo XIX y XX, antes de que Rudolf Hess empezara sus investigaciones, mencionara la posibilidad de comunicación telepática artificial, lo que en mi opinión podría suponer una evidencia, aunque débil, de que Tesla pudo tener conocimiento de posibles implantes cerebrales incluso antes de que Walter Rudolf Hess iniciara sus experimentos.

El día que se descubra el tipo de experimentos a los cuales mi cerebro ha estado expuesto desde el primer momento en que mi cuerpo salió del vientre de mi madre, se habrá revelado uno de los mayores secretos del siglo XX, incluso un secreto que se ha

mantenido oculto desde antes de Walter Rudolf Hess, y posiblemente desde antes de la Primera Guerra Mundial.

Uno de los motivos por los que ahora empiezo a ser consciente de cuán profundo es el iceberg o búnker en el que he vivido tantos años se debe a que me veo obligado a publicar todo cuanto sea publicable de mis escritos de entre 1996-2009. La razón por la que me veo obligado a publicar todo cuanto pueda es por la dura necesidad de publicarlo antes de que pudiera ser eliminado del disco duro de mi ordenador, en caso de que ciertas instituciones británicas cometan su último y gran error definitivo, en la guerra sucia que dichas instituciones iniciaron contra mi persona en octubre del 2018, coincidiendo con el momento en que empezara a trabajar conscientemente con Toby a través del *brain interface* insertado en mi cerebro desde que fui un recién nacido.

La forma en que Toby me ha ido explicando quién soy realmente ha sido un largo proceso, fundado en principios de psicología militar; es decir, el modelo psicológico aplicado por Toby no sigue esquemas convencionales y, en ciertos momentos, puede vulnerar ciertos principios de la psicología no militar.

En esencia, Toby me ha dado un cierto tipo de instrucción y disciplina, en cierto modo se podría decir cuasi-militar, a través del *brain interface*, de modo que soy capaz de llevar a cabo complejas operaciones que incluso pueden ser de naturaleza sumamente delicada y controvertible, pero desde el punto de vista de Toby absolutamente necesarias.

Dentro de la instrucción que Toby me ha dado juega un papel especial el uso de códigos secretos. En el 2020, el código que Toby y yo hicimos leyendo el Pentateuco mientras estaba enfermo, y cuya última actualización data del 19 de abril del 2020. Y los códigos que hicimos entre 2021-2023, uno de ellos utilizando el código de países.

Dentro de este entrenamiento, Toby creó un escenario de simulación artificial haciéndome creer que hablábamos con un amigo imaginario llamado Stradlater, personaje de ficción de *The Catcher in the Rye* (el compañero de habitación de Holden Caulfield).

Ha sido gracias a este entrenamiento, cuando ahora que tengo 48 años y resido en Londres —al menos tengo el *Settled Status*— estoy empezando a entender lo que realmente ocurrió entre 1997 y 2017, algo que jamás hubiera sospechado de no haber sido por el duro entrenamiento a través del *brain interface*.

Todavía recuerdo un día, que después de trabajar en el código, mientras aún vivía cerca de William Morris Gallery, Toby me dijo que fuera a darme un baño de agua caliente. Aquel baño en realidad fue un ritual de bautismo. Poco tiempo después iniciaría mi transición de género. Lo cual recuerda a Dionisio, que de joven fue entrenado mientras vestía de mujer.

“Dionisio: Dios griego hijo de la relación adúltera entre Zeus y Semele. Fue llevado a Hermes para que lo educase; lo educó vestido de mujer para evitar los celos de Hera, la esposa de Zeus”.

En el largo trayecto que me ha llevado a ser quien soy, los sucesos de octubre de 2018, y la transición de género entre 2020-2024 (abril de 2024 dejé de tomar hormonas, al mismo tiempo que dejaba cualquier otra medicación bajo autorización médica), han marcado pasos decisivos en el proceso de llevar todo mi caso de intentos de asesinato y tortura al Tribunal Internacional de Justicia. Pero muy probablemente, el suceso más temprano que fuera realmente la inspiración, base y motor de todos estos acontecimientos será el preciso instante en que aquella noche de primavera del 2001, y muy probablemente guiado por el *brain interface*, la orientación de mis escritos diera un cambio radical: la creación de Probabilidad Imposible.

Antes de iniciar Probabilidad Imposible, mis principales influencias filosóficas fueron sobre todo las clásicas de cualquier veinteañero romántico: las filosofías revolucionarias del siglo XIX, entre ellas Marx (mi familia era marxista), y sobre todo Nietzsche; y dentro de la filosofía española la generación del 98, especialmente Miguel de Unamuno, del cual había leído muchas de sus obras.

Uno de los elementos centrales sobre los cuales giraría mi pensamiento filosófico antes de que iniciara la nueva etapa de Probabilidad Imposible fue la importancia de la muerte como elemento característico de la condición humana, lo cual es un claro reflejo del trágico sentido de la vida de Miguel de Unamuno.

La condición humana, desde un sentido romántico, no se define por nociones racionales y científicas sino por las emociones y sentimientos asociados con los principales eventos que definen nuestra existencia: nacimiento, amor-reproducción y muerte.

En esencia, si analizamos esta secuencia de acontecimientos, toda la condición humana gira en torno a nuestra condición genética condenada a la reproducción biológica para mantener la existencia de la especie; siendo la reproducción biológica el modo en que mantenemos viva la llama de la especie humana, pasando de una generación a otra lo más valioso de la condición humana: nuestra huella genética.

En aquella etapa de mi vida, en contra de mi actual visión, todavía se podría definir transhumanista (aunque personalmente creo que el transhumanismo ya se me ha quedado estrecho; estoy en una fase radicalmente superior). Estaba decididamente a favor de una filosofía vitalista-humanista que defendiera lo más intrínseco de los valores humanos. Probablemente el valor humano más importante es, en esencia, el hecho de que la condición humana está abocada desde su nacimiento a la muerte, y es la sola idea de la muerte lo que va a determinar toda nuestra existencia: desde la

permanente lucha por la reproducción biológica hasta las emociones y las pasiones más íntimamente humanas relacionadas con la sexualidad, el amor y la familia.

En el momento en que empecé Probabilidad Imposible, toda esta noción vitalista basada en emociones y sentimientos sufriría un cambio radical, y mis reflexiones filosóficas lentamente irían girando desde el vitalismo al racionalismo más mecanicista, que es en esencia la base fundamental de toda Inteligencia Artificial: la reducción del comportamiento inteligente a algoritmos completamente racionales.

En unos minutos, en solo una noche, probablemente contando con la ayuda de quienes en aquellos momentos estaban en la sala de control remoto donde el microchip está conectado, todo mi pensamiento filosófico pasó del más profundo vitalismo basado en las emociones y los sentimientos, a una filosofía dura y racional basada en el mecanicismo cartesiano, la idea de que no solo el cuerpo, sino la mente humana, se puede entender como una máquina, y como una máquina replicable a través de ecuaciones matemáticas.

En el momento en que se operó ese cambio en mi mente, aquella noche de primavera del 2001, como he dicho, probablemente contando con la orientación del equipo de control remoto en la sala donde se gestiona el microchip, ese cambio de perspectiva desde el vitalismo más pasional al racionalismo más mecanicista me llevaría a una serie de transiciones cognitivas que culminarían en 2018, con la Global Artificial Intelligence.

En este proceso, hay un momento fundacional: el 16 de octubre de 2002, cuando expuse por primera vez el Segundo Método dentro del borrador de *Intuición y Probabilidad*, que había empezado el 14 de octubre de 2002, dedicado a la resurrección de Lázaro.

La relación entre el mito de la resurrección de Lázaro y la Inteligencia Artificial contemporánea es muy evidente: mientras la espiritualidad y las religiones, desde los orígenes del pensamiento abstracto en las primeras especies humanas, pretenden la permanencia más allá de la muerte sobre rituales sagrados, mitos y leyendas —a fin de cuentas las religiones monoteístas obedecen a este pensamiento mítico—, la Inteligencia Artificial y las futuras técnicas en medicina producto de la simbiosis e hibridación entre Inteligencia Artificial y cuerpo humano —del cual yo podría ser considerado el experimento más largo de la historia, más de 48 años de investigación en hibridación entre cerebro e Inteligencia Artificial (y es ahí el error que están cometiendo las instituciones británicas que quieren terminar mi proyecto, quieren terminar el proyecto más largo de hibridación en la historia)— podrían ser las investigaciones que, llevadas a sus últimas consecuencias, a sus últimos límites, podrían llegar a una redefinición radical de la especie humana y, en última instancia, la hibridación entre cerebro e Inteligencia Artificial podría ser la base fundacional de una

posible vida artificial humana más allá de la muerte, e incluso la posible inmortalidad humana si se lograra integrar en un contexto digital.

En un sentido profundamente cartesiano, el cuerpo es solo una carcasa, una cáscara de nuez, donde habita nuestro espíritu. La investigación a la cual se adscribe mi proyecto es la investigación de cómo liberar al espíritu de la cáscara de nuez.

The ghost in the shell must be freed, this is what we are looking for, immortality beyond death.

En este contexto, si bien el mito de la resurrección de Lázaro en la Biblia todavía obedece a un patrón de pensamiento mítico-religioso, la sola idea de inmortalidad sigue todavía hoy iluminando el objetivo de la ciencia. Solo que ahora, la búsqueda de inmortalidad no se limita a superstición y oscurantismo religioso.

La inmortalidad podría ser científicamente posible en la hibridación entre cerebro e Inteligencia Artificial.

Desde que Probabilidad Imposible naciera en el año 2001, ha atravesado diferentes fases; la primera de ellas serían todos mis escritos entre 2001 y 2009. En la serie de volúmenes que publicaré bajo el título *Probabilidad Imposible 2002-2005*, publicaré, y no por orden cronológico sino siguiendo el orden en que se encuentran archivados en mi ordenador, aquellos escritos que todavía conservo en mi ordenador de aquella época.

De las obras que aún conservo en el ordenador, no se han conservado todos los capítulos, si bien en las ediciones que iba imprimiendo según escribía debo tener impresas la mayoría de las obras, las cuales iré publicando a medida que las pueda ir escaneando y publicar online en internet en formato PDF.

Dicho esto, en la serie *Probabilidad Imposible 2002-2005* solo se publicarán, en diferentes volúmenes, las obras y capítulos que conserve en mi ordenador entre 2002-2005; luego, probablemente no estarán todas las obras, ni todos los capítulos de las obras conservadas. En esta serie solo se publica lo que haya podido conservar en el ordenador. A fin de dejar constancia del momento en que fueron grabados los documentos, la fecha en que fueron creados, al principio de cada capítulo se adjunta la fotografía de los datos del ultimo momento en que el documento fue guardado o modificado. A efectos del Tribunal Internacional de Justicia, esa fecha se puede utilizar como evidencia. Al principio de cada capítulo se hace una relación del tipo de tortura psico-acústica a la que estaba siendo sometido durante los días de la creación de los archivos.

Supongo que no es difícil entender por qué no se han conservado en mi ordenador todas las obras de aquel período. Han pasado más de 20 años y he sido sometido a las más duras condiciones experimentales a lo largo de mi vida; lamentablemente

muchos materiales los he perdido. En cualquier caso, en el momento en que desclasifiquen materiales las diferentes organizaciones implicadas en mi experimento, podrían revelarse partes de la película donde sí pueden aparecer momentos en que escribí estos documentos y podrían reproducirse a partir de las cintas de grabación de la película obtenidas de la página web ilegal. Además, no todo es publicable. Como debe ser entendible, yo soy un experimento militar, y en experimentación militar el tipo de operaciones que se realizan son de naturaleza altamente delicada y clasificada.

Normalmente los escritos de aquella época los comenzaba con una breve exposición que puede ser entendida como un pequeño diario del tipo de tortura a la que estaba siendo expuesto. No fue hasta 2007 cuando la sala de control remoto me hizo saber que mis ojos estaban conectados a una página web ilegal y me hicieron creer que tenía cámaras en los ojos. Antes de 2007 yo creía que tenía micrófonos en los oídos, y de hecho estuve expuesto a tortura psicoacústica.

Antes de empezar cada capítulo hacía una breve exposición del tipo de tortura que sufría, o si había sufrido algún tipo de intento de asesinato, o lo que yo creía que eran intentos de asesinato.

En un documento público online, incluso si es Internet Archive, hay que respetar ciertas normas editoriales. Se publicará todo lo que pueda ser publicable obedeciendo estas normas de publicación online; todo lo demás aparecerá borrado y sustituido por "XXX". Donde el lector lea "XXX" significará que había nombres o cosas escritas que a día de hoy aún no son publicables o son estrictamente clasificadas, luego no pueden publicarse, a menos que una investigación ulterior del Tribunal Internacional de Justicia abra una investigación legal.

En definitiva, vuelvo a recordar: la única razón por la que hemos decidido hacer públicos estos documentos es por la cadena de errores que han cometido ciertas instituciones británicas que no nos han dejado otra opción. Lo último que vamos a hacer es permitir que estos documentos fueran eliminados sin que salieran a la luz pública.

Estos documentos no son solo reflexiones filosóficas del programa militar clasificado Rubén García Pedraza, sino parte fundamental del trabajo que en aquel momento hicieran las personas en la sala de control remoto gestionando el microchip militar que el programa militar clasificado Rubén García Pedraza tiene insertado en el cerebro.

En su momento, nunca pensé que vería publicados estos documentos en vida; pensé que se publicarían a título póstumo, nunca pensé que llegaría a sobrevivir tanto tiempo. El hada azul siempre me protegió, pero yo no lo sabía. En cualquier caso, en estos escritos el lector podrá ver una linda síntesis entre una mente torturada, con una profunda inspiración poética, y lo que sería años después la segunda fase: *Introducción a la Probabilidad Imposible*, publicada el 2 de diciembre de 2011.

El objetivo último de lo que se presenta en esta nueva serie de publicaciones correspondientes a la primera etapa de Probabilidad Imposible, o al menos la publicación de lo que se ha conservado en el ordenador y es publicable, es dejar constancia de estos escritos entre 2002-2005 para que sean analizados en el futuro, no solo por su valor científico como resultados del programa militar Rubén García Pedraza, sino por su valor judicial en cuanto pueden ser analizados por el Tribunal Internacional de Justicia en futuras investigaciones judiciales.

Para finalizar, recordar que los documentos que escribo de antes de 2011, para preservar toda su pureza original y los posibles mensajes ocultos detrás de cada línea, se publican tal cual fueron escritos en su momento, y fueron leídos a través de la página web ilegal por miles de personas en todo el mundo. Como se puede percibir, la página web ilegal tenía muchas funciones; una de ellas, evitar mi asesinato: si yo hubiera sido asesinado, hubiera sido un asesinato grabado online. Pero probablemente desde el principio la página web ilegal tenía una segunda funcion: la sala de control remoto pudo enviar mensajes a potenciales usuarios de la página web ilegal, o incluso, la página web ilegal desde un principio fue utilizada como una cápsula del tiempo, un mensaje para el futuro. Para mantener intacto cualquier posible mensaje para el futuro, los textos se publican manteniendo cualquier tipo de incorrección gramatical u ortográfica, respetando su sentido y mensaje original.

En el futuro, en el adecuado momento y lugar preciso, de repente, todo cobrará sentido.

Dr. Ruben Garcia Pedraza,

3 Noviembre 2025, Belfast, Irlanda, 3:56 am

imposiblenever@gmail.com

Tabla de Contenidos

ASIMILACION E INTEGRACION

Capitulo 1 - 37

ASIMILACION E INTEGRACION

(Capitulo 1º)

Quiero comunicar a la comunidad internacional que en la guerra española , xxx es un violaddor de los derechos humanos xxx. La tortura que el xxx dirige xxx contra mi persona estoy sufriendo en estos momentos es : cada ruido de cada uno de mis oidos es continuamente cambiado de tono y volumen a modo de ritmos musicales , de forma que en algunos momentos tengo un ritmo musical distinto en cada oido , y en otros momentos tengo ritmos musicales iguales en los dos oidos . Cualquier incorreccion al escribir que pueda tener en este capitulo es unicamente por culpa de la tortura . Ruego a la comunidad internacional que sean comprensivos y se hagan cargo de la seguridad de mi familia y de mis descubrimientos cientificos.

1º)Introduccion

El aprendizaje es como tal uno de los procesos mas importantes de la afectividad y de la inteligencia humana , cualquier tipo de comportamiento inteligente que pueda desarrollar el ser humano , es un comportamiento inteligente que en alguna forma o medida normalmente suele tener presente alguna forma de aprendizaje , ya sea porque dicho comportamiento lo ha aprendido vicariamente de otros sujetos tal cual indican las teorias del aprendizaje por observacion de Bandura , o ya bien porque una vez que un ser humano desarrolla un comportamiento que denota alguna forma de inteligencia de forma totalmente espontanea o tras una reflexion , este comportamiento inteligente puede ser memorizado para ser repitido en otras circunstancias bajo el fenomeno que en psicologia se suele conocer como generalizacion del aprendizaje por medio de la

extrapolacion d, e un comportamiento inteligente en un contexto a otros contextos diferentes en los cuales aplicar igualmente dicho comportamiento inteligente . En este sentido a menudo la inteligencia , la afectividad y la memoria , forman un continuo en el cual es dificil saber con exactitud donde termino un componente y empieza el siguiente , es decir , hasta que punto todo aprendizaje no es un acto de memorizacion mecanica de un comportamiento inteligente , o hasta que punto el aprendizaje como tal tiene por consecuencia la creacion de una memoria . Ademas de los comportamientos inteligentes el ser humano puede aprender una sinfinidad de otras propiedades del medio ambiente original en el cual se haya , de manera que cualquier tipo de cualidad capaz de poder ser sometida a un proceso de observacion y analisis puede ser tambien objeto de aprendizaje y memorizacion, pasando a ser parte de un conjunto de conocimientos que el ser humano estructura en su cerebro , siendo las bases neurofisiologicas cerebrales humanas las bases del aprendizaje . De esta forma , dentro de cualquier cerebro humano pueden presentarse dos tipos basicos de aprendizajes : aprendizajes conceptuales y aprendizajes comportamentales . Cuando en un colegio los niños aprenden historia o geografia estan obteniendo una serie de aprendizajes conceptuales , cuando se aprende que es la suma o la resta tambien se aprende un aprendizaje conceptual , y cuando se aprende la forma por la cual una palanca puede ser usada como una maquina compleja se esta aprendiendo un comportamiento , al igual que cuando se esta jugando con los amigos en el patio del colegio al futbol o al baloncesto , cualquier tipo de aprendizaje sobre la dinamica del juego o el aprendizaje sobre la forma de conocer a una chica , se tratarian de aprendizajes comportamentales del sujeto en un ambiente determinado socialmente y moralmente por una serie de normas . El aprendizaje tiene la capacidad de desarrollar la inteligencia humana mas alla de lo que innatamente tiene establecido un ser humano por cofigo genetico , la escuela sovietica del psicologoco Vigotsky demostraba que , la inteligencia no es una propiedad innata del ser humano que sea dificil de poder modificar , puesto que cualquier desarrollo desde una Zona de Desarrollo Real hacia una Zona de Desarrollo Potencial es en suma un proceso de modificacion de la inteligencia . Igualmente en el caso de la psicologia de Israel este tipo de investigaciones han sido profundamente desarrolladas por los emigrantes judios de Rusia que volvieron de la diaspora . La inteligencia por tanto es una propiedad psiquica humana que se encuentra en constante modificacion permanente , siendo por tanto uno de los recursos psiquicos del hombre mas importantes . La historia humana desde la invencion del fuego en la edad de piedra hasta los actuales motores de conbustion criogenicos de los cohetes espaciales que se envian continuamente al espacio exterior , es una historia en la cual toda la evolucion humana ha sido en definitiva la evolucion de la inteligencia del cerebro humano , y en este proceso , en cual se ha dscubierto que la inteligencia es una de las principales causas del progreso de la humanidad , en todas las formas de civilizacion posibles , independientemente de otros factores biologicos a menudo , el estudio de la inteligencia ha hecho que actualmente la tecnologia se

haya centrado con gran interes en la construccion de modelos artificiales de inteligencia simulada , lo que se conoce como la "IA" , la Inteligencia Artirficial , siendo una Inteligencia Artificial demasiado primitiva en estos momentos , que sin embargo esta siendo uno de los principales objetivos de investigacion actualmente . Dentro de los equipos de investigacion tecnologica mas avanzados de todo el planeta , desde Japon a China hasta norteamerica y Rusia , pasando por Alemania y Francia , la investigacion tecnologica que se desarolla esta teniendo un especial interes por el desarrollo de sistemas artificiales de inteligencia simulada , para lo cual en este afan se utilizan todo tipo de avances ciberneticos y electronicos , en los que se intenta emular en sistemas artificiales mecanismos los procesos inteligentes humanos . En la creacion , asi pues , de la llamada Inteligencia Artirficial , se estan haciendo importantes avances en areas cientificas tan diversas como puede ser el aumento de la memoria a traves de sistemas nanotecnologicos ahorrando espacio en los dispositivos electronicos-ciberneticos , como tambien se hacen importantes avanzas en la construccion de modelos artificiales de percepcion en robots de ultima tecnologia , en los cuales se les aplica las ultimas tecnicas mas avanzadas en navegacion por satelite para la obtencion de autonomia de movimiento , asi como en general en el desarrollo de la Inteligencia Artificial se estan empleando las ultimas innovaciones tecnologicas que permiten en su conjunto los avances en biotecnologia . Sin embargo , todos estos avances que se han hecho , y de los cuales puedo decir que tengo una gran informacion al respecto , son programas cientificos internacionales que adolecen de lo mas importante de una verdadera inteligencia , que es la afectividad , ya que , intentar crear inteligencia sin afectividad , es intentar construir un ser humano replicante al cual se le ha practicado una lobotomia en el lobulo cerebral frontal . En este tipo de investigaciones en las cuales a menudo , ya nadie lo oculta , es intentar construir un Martin Andrew de la serie NDR 113 , tal cual el ilustre profesor Isaac Asimov describio en sus novelas , se hacen investigaciones de replicacion de los sistemas sensoriales y de replicacion de los procesos de informacion que el ser humano normalmente desarrolla en sus procesos mentales mas complejos (entrada de informacion , elaboracion de la informacion , respuesta) , pero sin embargo se pretenden construir androides y robots superpotentes que logren imilitar y replicar en cualquier facultad , pero incluso incrementada , cualquier facultad humana , pero sin ninguna minima capacidad afectiva . Este proceso del cual adolecen las investigaciones actuales de Inteligencia Artificial , en mi anterior ensayo , que comence el pasado verano , el dia de mi vigesimo quinto cumpleaños , el 12 de agosto del 2002 , es un proceso , la afctividad , que si puede ser tambien replicada artificialmente en sistemas mecanicos-electronicos , tal como lo expuse de forma sencilla y practica en "Probabilidad y Decision" usando a mi robot Yolanda como ejemplo de aplicación de los principios fundamentales de la Afectividad Artificial . El mecanismo por el cual dote a mi robot Yolanda de Afectividad Artificial era mediante la creacion de un sistema de probabilidades de sesgo interno que determinaban el comportamiento afectivo de

Yolanda , en funcion de que dicho sistema de probabilidades de sesgo interno se encontraban de forma jerarquizada , lo cual permitia asi jerarquizar el comportamiento de Yolanda isomorficamente estuvieran jerarquizadas las probabildiades de sesgo interno que le habia insertado en su sistema . La Afectividad Artificial ademas es un sistema cuyas aplicaciones potenciales van mas alla incluso de la creacion artificial de un comportamiento unicamente afctivo , pudiendo la Afectividad Artificial aplicarse a una infinidad de aplicaciones practicas de tipo operatorias en el comportamiento para el que se requiera un sistema mecanico-electronico cualificado en una serie de tareas . Debido a la infinidad de aplicaciones potenciales que puede tener la Afectividad Aritificial , es por lo que a menudo ruego a mis lectores , y ruego insistentemente a la comunidad internacional que por favor protejan mis descubrimientos . Ahora bien , ademas de la capacidad afectiva propia del ser humano inteligente , hay otro comportamiento humano sin el cual nunca realmente se podra alcanzar la Inteligencia Artificial : el aprendizaje . La capacidad de aprender quizas sea la capacidad mas inteligente de cuantos el ser humano dispone dentro de su repertorio de capacidades , y posiblemente el comportamiento humano del aprendizaje sea el comportamiento que mas cualidades inteligentes denote de cuantos comportamientos inteligentes el ser humano sea capaz . Y es dificil realmente de imaginar que algun dia a un robot que no sea capaz de aprender se pueda decir realmente , sin entrar en contradiccion , que dicho robot es inteligente . En mi opinion , las investigaciones que actualmente se hacen en el campo de la Inteligencia Artificial sin profundizar en lo mas minimo en la capacitacion del aprendizaje , son investigaciones que nunca lograran construir ningun tipo de ser artificial inteligente por cuanto si adolece de la capacidad de aprendizaje , dicho robot nunca se le podra considerar en terminos estrictos como un ser inteligente . Cuando los etologos intentan descubrir cuales son los habitos que normalmente mas identificarian un comportamiento animal , por ejemplo supongamos que identificaria el comportamiento de un orangutan o un chimpance , con un comportamiento inteligente identico al comportamiento humano , normalmente los etologos siempre parten del criterio de que el comportamiento que mas tiende a identificar a un animal como el orangutan o el chimpance con un comportamiento humano , son aquellos comportamientos que evidencian alguna capacidad de aprendizaje . La construccion de sistemas roboticos debe partir asi pues de una nocion totalmente renovada del concepto de inteligencia : la inteligencia no es unicamente que una computadora pueda tener una gran cantidad de memoria , ni siquiera se puede decir que un sistema computacional que pueda realizar la integracion perceptiva de distintas fuentes de informacion audiovisuales de forma artificial completamente , ya por esa capacidad de integracion audiovisual por eso dicho mecanismo se le podria ya considerar a priori como un sistema inteligente . La integracion perceptiva es un proceso cerebral complejo que tambien se encuentra presente en una inmensa infinidad de animales dotados de escasa inteligencia pero con la integracion perceptiva minima para poder

guiar sus instintos animales . la creencia de que la construccion de robots dotados con integracion audiovisual artificial a modo de replicacion de la integracion perceptiva audioviosual que hace un ser humano , no es suficiente como para podr definir a ese robot como un robot inteligente , sin embargo , muchos proyectos de Inteligencia Artificial que se desarrollan en Francia o en Japon , o en muchas partes del planeta , son proyectos de Inteligencia Artificial en los que actualmente se investiga la mejora de la percepcion artificial , especialmente en los sistemas de integracion de informacion audiovisual en la creacion de navegacion artificial sin necesidad de conectarse a un sistema de posicionamiento por satelites . Sin embargo estas tenedencias actuales que tienden a identificar procesamiento de informacion perceptiva con comportamiento inteligente , es en mi opinion , una investigacion totalmente erronea : cuando a menudo se suele identificar los procesos psicologicos basicos de la inteligencia humana , como unos procesos en los cuales la inteligencia humana depende de la integracion perceptiva que se hace en la memoria a corto plazo para posteriormente , pasar algunos bits de informacion seleccionada a la memoria a medio plazo , en la cual dicha informacion se procesa y se elabora para o bien dar una respuesta a lo percibido , o bien dicha informacion procesada memorizarla en la memoria a largo plazo , en mi opinion , estos sistemas de Inteligencia Artificial que se estan poniendo de moda en todas las agencias espaciales , en mi opinion son modelos erroneos ya que terminan identificando la Inteligencia Artificial a lo siguiente : la Inteligncia Artificial se reduce a 1º) la construccion de sistemas artificiales de integracion de informacion auidiovisual en la memoria a corto plazo , es decir , crear robotos que puedan integrar informacion tomada por camaras de video y de fotografia al mismo tiempo que integran informacion sonora del medio ambiente y procesan la informacion que envian por radio o por internet o procesan la informacion que reciben por radio o por internet , para , integrando esta informacion auidiovisual asi poderse replicar la integracion pèrceptiva humana , y de esta integracion perceptiva humana en la memoria a corto plazo desarrollar un procesmiento elaborado de la informacion en la 2º) memoria a medio plazo en la cual se procesa y elabora todo el computo total de informacion percibida e integrada artificilamente , y este procesamiento y elaboracion de la informacion que el robot desarrolla en la memoria a medio plazo , se suele hacer a traves de modelos informaticos mas o menos simples , ateniendose a formulaciones matematicas mas o menos complejas , según la utilidad que se quiera dar a dicho robot , la informacion por tanto pasa a modelarse informaticamente en unas ecuaciones matematicas , y del resultado obtenido en el modelo matematico de ecuaciones matematicas , entonces 3º) el resultado de las ecuaciones matematicas pasa a la memoria a largo plazo , que normalmente suele ser una memoria de varios jigas de capacidad de almacenamiento de la informacion , en el cual la memoria a largo plazo es un almacen de resultados de las ecuaciones matematicas . Si por ejemplo queremos construir un robot en forma de brazo para su uso en diferentes tareas , y con autonomia de movimiento , ademas de replicar los sistemas de psicomotricidad

del brazo humano , se le podria dotar de percepcion artificial en su memoria a corto plazo , y a partir de introducir en su memoria a medio plazo una serie de ecuaciones matematicas sobre distancias o alturas en las que puede operar , siendo ecuaciones en donde elabore la informacion recibida , al final el resultado de procesar en dichas ecuaciones matematicas de distancias y alturas la informacion obtenida en la integracion perceptiva artificial , el resultado de las ecuaciones podria almacenarla en la memoria a largo plazo . Este sencillo proceso que acabo de describir , es un proceso muy tipico , en las investigaciones que actualmente se estan haciendo sobre la creacion de Inteligencia Artificial ¿ pero realmente se puede definir estos procesos tan simples como inteligentes? En mi opinion , este modelado de la Inteligencia Artificial en que actualmente se esta trabajando en las agencias cientificas internacionales , es un tipo de modelo de Inteligencia Artificial que nunca llegara a crear realmente ningun tipo de ser artificial con una Inteligencia realmente definible como Inteligencia , en los terminos en que se suele definir como inteligente un cierto comportamiento humano , porque dichos robots que se estan creando actualmente , son robots que nunca podra desarrollar una actividad inteligente tan basica como es sin lugar a dudas el aprendizaje . De esta forma , en este ensayo que hoy dia 3 de marzo del 2003 comienzo , dare inicio a un ensayo en el cual continuando con mis tesis expuestas en el ensayo sobre Probabilidad y Decision , intentare aportar una serie de consideraciones sobre cual debe ser el verdadero futuro de la investigacion tecnologica en la Afectividad Artificial , en la construccion de seres artificiales , ya sean robots o ciborgs (yo mismo soy un ciborg) , que sean capaces de tener afectividad , y que sean capaces tambien de aprender cuanto les sea necesario para su subsistencia , incluso con unos niveles de eficacia superiores al de cualquier ser humano . En esencia , este tipo de investigaciones que yo realizare , son investigaciones que suponen un paso mas hacia la relativizacion del concepto de inteligencia , y son una serie de investigaciones cientificas que suponen un paso mas en la relativizacion del concepto de vida, porque si llegara un dia en que cientificamente fuera posible construir robots y ciborgs (e incluso los cviborgs del futuro tendran cualidades psiquicas superiores a las mias) con una capacidad de afectividad y una capacidad de aprendizaje similar a la humana , en la medida que un robot puede tener caracteristicas de resistencia y de auto-alimentacion energetica asi como puede incorporar tecnologias con unos niveles de umbral de sensibilidad sensorial , en forma de sensores electronicos ultrasensibles , superiores a los presentes en el ser humano , afirmar que este tipo de investigaciones , como la que hoy mismo iniciare , supondran una pregunta radical sobre : que es el hombre y cual es su futuro ; es realmente una pregunta necesaria .

2º) Justificacion

El aprendizaje se justifica por si mismo : con el aprendizaje se puede modificar la inteligencia hacia un aumento sustencial de la inteligencia humana mas alla de lo biologicamente innato , de forma que igualmente el aprendizaje aplicado a sistemas mecanico-electricos podria permitir un aumento de la inteligencia que este tipo de sistemas mecanico-electronicos pudieran poseer . La Inteligencia Artificial de esta forma pasaria a ser una caracteristica artificial desarrollable mas alla de lo aprioristicamente determinado por el programa informatico que se pudiera aplicar a dicho sistema mecanico-electronico , ya que el aprendizaje que dicho sistema mecanico-electronico pudiera ir desarrollando , seria un proceso de aprendizaje que podria permitir que nuestro robot o ciborg pudiera aumentar su inteligencia mas alla de lo que en principio se hubiera determinado en su programa . Es decir : en un equipo de investigacion tecnologica podria crearse un robot o un ciborg con un nivel inicial de inteligencia , pero , este nivel inicial de inteligencia con que fuera creado dicho robot o ciborg , podria ser un nivel inicial de inteligencia a superar en la medida que el robot o ciborg podria aumentar de inteligencia por medio del desarrollo de procesos de aprendizaje , que permitieran al robot o ciborg modificar su inteligencia , hacia el logro de niveles de inteligencia superiores a los en inicialmente insertados en su programa . Es decir : imaginemos que un dia la Organización de Naciones Unidas envia a un robot a una base espacial lunar que la Organización de Naciones Unidas tiene para la supervision de la legislacion espacial internacional en la utilizacion y aprovechamiento de los recursos naturales , supongamos que el robot enviado tiene un nivel de inteligencia inicial determinado en su programa , dicho nivel de inteligencia inicial podriamos conocerlo por la aplicación de tests standarizados de inteligencia diseñados para robots , pero resulta que en el transcurso de tiempo que el robot pasa en el interior de la base lunar instalada por la Organización de Naciones Unidas , el robot ha desarrollado una serie de aprendizajes que han permitido al robot desarrollar su inteligencia , de forma que , el robot ha podido pro si mismo aumentar su propia inteligencia mediante realizar tareas de aprendizaje en el tiempo transcurrido entre su fabricacion con un nivel de inteligencia inicial hasta el tiempo que haya pasado en dicha estacion lunar de supervision de legislacion espacial internacional . Esta tesis que acabo de exponer , que la Inteligencia Artificial se puede modificar a partir de tareas de aprendizaje que implementen la inteligencia robotica , es una tesis que en principio podria parecer mas un relato de ciencia-ficcion que de autentica ciencia tecnologica , pero precisamente a lo largo de este ensayo , que culminara el 30 de abril , demostrare que la tesis que ahora mismo aacabo de exponer , sobre la posibilidad de crear sistemas de aprendizaje artificiales roboticos , que permitan que un robot

aumente la inteligencia , es una tesis verdadera . Ahora bien , la tesis como tal no es tan importancia como la propia justificacion de la necesidad de crear sistemas de aprendizaje artificiales en sistemas mecanico-electronicos , tanto robots como ciborgs , y la justificacion es la siguiente : cualquier tipo de comportamiento adaptativo humano al medio ambiente , base del proceso de selección natural del cual depende la supervivencia humana , es un comportamiento del cual depende el ser humano para sobrevivir en un medio ambiente en el cual haya presencia de elementos hostiles , ya sea por la temperatura o hacer frente a riesgos o retos en la obtencion de recursos naturales . La teoria de Charles Darwin indica que : el proceso de evolucion natural de las especies se debe a alteraciones geneticas que permiten una mejor o peor adaptacion al medio ambiente , dependiendo de la mejor o peor adaptacion al medio ambiente el que dicha especie pueda vencer sobre las condiciones ambientales hostiles o finalmente perecer en ellas . En el caso de la especie humana , la mutacion genetica que permitio una mejor adaptacion del hombre al medio ambiente fue la toma de la verticalidad , es decir , cuando el hombre se convirtio en un ser bipedo , que permitio al hombre utilizar herramientas , siendo el uso de herramientas por el hombre la priemra forma de tecnologia humana , de modo que normalmente se tipifica como comportamiento inteligente cualquier tipo de comportamiento que indique un nivel dado de tecnologia , asi normalmente es como los antropologos estudian los yacimientos arqueologicos del paleolitico , y es asi como normalmente los etologos describen el comportamiento de un orangutan o un chimpance como un comportamiento o no inteligente según el nivel de tecnologia o heramienta usado , el aumento de la inteligencia es filogeneticamente una variable dependiente del uso de tecnologia . La inteligencia humana ha evolucionado conforme ha aumentado su produccion tecnologica en la historia, pero dicha evolucion tecnologica que detetermina la evolucion historica del hombre , y determina la evolucion de la inteligencia del hombre , es una evolucion que obedece a una necesidad : el ser humano recien nacido no termina el proceso de mielinizacion dendritica neuronal hasta edad avanzada , cuando cualquier animal normalmente tiene el proceso completado antes de nacer , y el ser humano carece de cualquier caracteristica biologica que pueda usar como arma para defenderse mientras los tigres y los leones disponen de comillos , y los elefantes ddisponen de enormes patas , las aguilas disponen de alas , y muchos animales aparentemente indefensos disponen de complejos sistemas de defensa , de los cuales carece absolutamente el hombre : la carencia de estos elementos y la total desproteccion en que el hombre se encuentra en el medio ambiente , ha sido sustituido por la capacidad de aprendizaje . El aprendizaje capaz de desarrollar la inteligencia ha hecho que el hombre haya podido sobrevivir a los medios ambientes mas hostiles en que la madre naturaleza le ha dado esperanza de vida , n medio de los peligros mas abismales y los retos mas imposibles ¿ que es el aprendizaje? El aprendizaje es un mecanismo de adaptacion al medio

ambiente en el cual se realiza nuestra existencia , y es aquí n donde avanzare los primeros elementos de los que dispondra este ensayo que hoy comienza .

- 2.1)Todo aprendizaje es un aprendizaje de leyes de de normas : hay dos tipos de leyes y normas , las leyes y normas naturales del medio ambiente natural , y las leyes y normas sociales del medio ambiente social

- 2.1.1) Aprendizaje de las leyes naturales naturales y sus normas naturales , la adaptacion al medio ambiente natural a traves del aprendizaje : cuando estudiamos la naturaleza estamos continuamente obteniendo de ella las leyes naturales por las cuales se rige el comportamiento de la naturaleza , la naturaleza se rige por leyes establecidas de forma totalmente espontanea en el ordenacion de la materia en el espacio tras el proceso del estallido del Big Bang , y las leyes por las cuales se ordena la materia en el espacio espontaneamente son las leyes que rigen el medio ambiente que nos rodea , luego , la capacidad de adaptacion del hombre al medio ambiente natural depende de que el hombre sea capaz de poder aprender las leyes que la naturaleza ha fijado en el ordenamiento de la materia en el espacio tras el Big Bang . Si un hombre se adapta a las leyes naturales y las normas naturales , entonces , lo mas probable es que dicho hombre tenga un gran éxito en su adaptacion al medio ambiente natural , por lo que dicho hombre podra asi mantenerse dentro de los principios de coservacion biologica que rigen la especie . Si un robot se adapta a un medio ambiente natural dado , entonces , dicho robot tendra muchas probabilidades de sobrevivir en dicho ambiente natural . Si un robot es capaz de aprender las leyes naturales y las normas naturales que rigen cualquier medio ambiente en el cual se encuentre , por el motivo que fuere , dicho robot tendra muchas probabilidades de sobrevivir en cualquier medio ambiente natural en el que sea capaz de conocer sus leyes naturales y normas naturales .

- 2.1.2) Aprendizaje de las leyes sociales y sus normas sociales , la adptacion al ambiente social a traves del aprendizaje : cuando el ser humano debe adaptarse a vivir en una sociedad , el ser humano debe aprender cuales son las leyes que rigen el comportamiento social en dicha sociedad , y el ser humano debe aprender cuales son las normas sociales , las normas normalmente se deriban de las leyes , en que se rige dicha sociedad . Si un hombre se adapta a las leyes

sociales y las normas sociales que dispone una sociedad , entonces , lo mas probable es que dicho hombre tenga un gran éxito social . Si un robot se adapta a un medio ambiente social dado , entonces , dicho robot tendra muchas probabilidades de tener éxito social en dicho medio ambiente social. Si un robot tes capaz de poder aprender las leyes sociales y las normas sociales de cualquier medio ambiente social , estando dicho robot en dicho medio ambiente social por el motivo que fuere indistintamente , entonces dicho robot tendra muchas probabilidades de tener éxito en dicho medio ambiente social

- 2.2) Definicion de adaptacion : en este ensayo se entedera por adaptacion aquel proceso mediante el cual a partir de unos aprendizajes de leyes y normas , un sujeto es capaz de realizar aquellos comportamientos tecnologicamente , es decir , con uso de herramientas , sean herramientas fisicas o intelectuales , adecuados para poder adaptarse a las condiciones ambientales .

- 2.3) Definicion de aprendizaje : aprendizaje es el proceso de asimilacion de informacion codificada en forma de probabilidades empiricas, e integracion de las probabilidades empiricas de informacion en la estructura de probabilidades de sesgo interno . El proceso de asimilacion-integracion tendra una estructura general de Inteligencia en Arbol . El aprendizaje se podra desarrollar de dos formas basicamente : aprendizaje selectivo y aprendizaje no selectivo .

3º) Elementos basicos de Asimilacion e Integracion

Los elementos basicos que empleare en Asimilacion e Integracion , en la creacion de sistemas artificiales capaces de poder aprender , seran elementos que he venido utilizando desde ensayos anteriores . Del ensayo de “Probabilidad y Decision” utilizare toda la teoria de la Afectividad Artificial basada en los sistemas de probabilidades de sesgo interno . Del ensayo de la primera parte de Intuicion y Probabilidad utilizare toda la teoria del Segundo Metodo dentro de la Probabilidad Imposible , asi como tambien

en concreto de la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad utilizare toda la teoria de la Puntuacion Logaritmica d la cual me siento especialmente orgulloso , y tambien utilizare toda la teoria que formule en la Inteligencia en Arbol que es una teoria que aquí desarrollare mas extensamente . En concreto la principal novedad que introducire en Asimilacion e Integracion sera en el aprendizaje selectivo , por medio de la inclusion de la Puntuacion Metalogaritmica Simple y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja , que son dos formulaciones que he desarrollado a partir de la Puntuacion Logaritmica . Estas formulaciones las desarrollare en los primeros capitulos . La estructuracion de este ensayo es igualmente en dos partes , la primera parte es Asimilacion y Probabilidad , es decir , en la primera parte de este ensayo me dedicare a analizar el estudio de probabilidad en el proceso de Asimilacion , mientras que la segunda parte es Integracion y Probabilidad , es decir , en la segunda parte de este ensayo me dedicare a analizar el estudio de probabilidad en el proceso de integracion . A pesar de que este ensayo esta orientado especialmente hacia la crecion de sistemas mecanico-electronicos capaces de aprender , en general , una gran mayoria de las formulaciones que aquí expondre , seran formulaciones que podrian tambien usarse generalmente en cualquier estudio matematico de probabilidades , en los cuales fuera necesario obtener ciertas estimacionesa sobre el comportamiento de las probabilidades , porque en este ensayo utilizare la probabilidad como sistema de esrtudio del comportamiento de la informacion , para una vez que se puedan establecer formas de estudio probabilistico sobre el comportamiento de la informacion , estas formas de estudio probabilistico sobre el comportamiento de la informacion , tambien pueda ser extendible a otras areas del estudio matematico de la probabilidad . En espacial , las primeras formulaciones que imagino que mas implicaciones y aportaciones podrian representar para la evolucion en general de las matematicas de la probabilidad , seran las formulaciones que haga de las estimaciones que bautizare como Puntuacion Metalogaritmica Simple , y Puntuacion Metalogaritmica Compleja , que podrian usarse igualmente para otras formas de estudio del comportamiento probable de elementos , en cualquier otra area de las matematicas de la probabilidad . Para empezar a detallar cual sera la dinamica de ejemplos en los cuales pondre en practica las formulaciones matematicas en este ensayo que hoy inicio sobre Asimilacion e Integracion , normalmente , los ejemplos que use , seran mas variados que los que vine usando en los ensayos anteriores de Intuicion y Probabilidad asimismo como tambien en la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad , sendo los ejemplos que use en este ensayo unos ejemplos que adaptare expresamente a la propia funcionalidad practica que de ellos espera en el diseño de sistemas artificiales mecanico-electronicos capaces de poder aprender . A continuacion expongo la forma con que se procedra habitualmente en el ejercicio matematico con un ejemplo a utilizar en el ensayo que hoy comienza .

3.1) Ejemplo de cómo Yolanda registra y codifica comportamientos basicos de higiene y aseo personal

Mi robot Yolanda desde hace una sermana ha venido obervando , y tomando registro y codificacion en forma de probabilidades empiricas , de cuales son los comportamientos mas habituales que Silvia desarrolla en su higiene y aseo personal , ya que , cuando fabriquemos a Silvia la insertemos un programa de probabilidades de sesgo interno de aseo e ingiene personal que parecer no tiene Yolanda durante siete dias enteros , de forma que Yolanda para aprender cuales son lso comportamientos de higiene y aseo personal mas habituales , Yolanda ha observado cual es el comportamiento de higene y aseo personal que habitualmente realiza Silvia durante siete dias , haciendo un registro y una codificacion de dichos comportamientos de higiene y aseo personal que ha venido desarrollando Silvia durante la ultima semana, de forma que a continuacion expongo cual es la tabla de resultados de la toma de registro que Yolanda ha efectuado sobre la frecuencia del comportamiento de higiene y aseo personal que habitualmente realiza Silvia :

Ejemplo de un proceso de Asimilacion Sujeto u Opcion	Frecuencia de comportamientos durante la semana	Registro : numero de ocurrencias dividido entre tiempo de observacion (en este caso el registro se hara dividiendo las ocurrencias entre 7 , al ser 7 dias de obsrvacion)	Codificacion Calculo de la probabilidad empirica de los registros
n1 = Silvia se labo las manos antes de cada comida y al levantarse	21	21:7 = 3	3 : 6,5714 = 0,4565
n2 = Silvia se labo la cara al levantarse y al acostarse	14	14 : 7 = 2	2 : 6,5714 = 0,3043
n3 = Silvia se cepillo los dientes al acostarse	7	7 : 7 = 1	1 : 6,5714 = 0,1521
n4 = Silvia se ducho cada dos dias	4	4 : 7 = 0,5714	0,5714 : 6,5714 =0,0869
Σ		6,5714	

Lo que acabo de hacer ahora mismo seria un proceso de Asimilacion a partir de probabilidades : partir del registro realizado , y a partir de la codificacion realizada de

las probabilidades empiricas de los registros , ya podria tener Yolanda un sistema de probabilidades de sesgo interno de comportamientos de higiene y aseo personal valido para la vida diaria , ahora bien , esto que acabo de obtener ahora mismo unicamente son las probabilidades empiricas de los registros , ya que a partir de ahora , habria que isnertar toda esta serie de probabilidades empiricas de registro dentro de otras estructuras , para ello podriamos incluso , dentro de la Asimilacion , saber si queremos que el aprendizaje sea no selectivo , para lo cual deberiamos emplear todas las probabilidades empiricas de registro , o por el contrario , si unicamnte queremos hacer un aprendizaje de unas probabilidades empiricas de registro seleccionadas , es decir , hacer un aprendizaje selectivo de aquellas probabilidades empiricas de registro , cuya Puntuacion Logaritmica fuera inferior a la Desviacion Mas Probable , asi como que si Puntuacion Metalogaritmica Simple esrtuviera por debajo de la unidad , o bien su Puntuacion Metalogaritmica Compleja se aproximara mucho a cero con signo negativo.

3.2) Ejemplo de cómo Yolanda hace un aprendizaje selectivo de comportamientos de higiene y aseo personal observados a Silvia

Sujeto u Opcion Asimilacion selectiva	Logaritmo de la probabilidad empirica de registro	Logarimo de la probabilidad empirica de registro dividido entre lo mas probable	Contraste de la Puntuacion Logaritmica con DMP	**Puntuacion Metalogarit-mica Simple** **(cociente de la Puntuacion Logaritmica entre la DMP, son mas probables las inferiores a la unidad)**	**Puntuacion Metalogarit-Mica Compleja** **(Logaritmo de la Puntuacion Metalogaritmica Simple, son mas probables con signo negativo)**

1	Log(10)0,4565=-0,3405	-0,3405:-0,602= 0,5656	0,5656-0,8778= **Si es probable esta dentro a aprender selectiva-mente** Con una diferencia de **-0,32122**	0,5656:0,8778= **Es inferior a la unidad , es decir , es proximo a cero , entonces es muy probable** **0,0644**	Log(10)0,0644 **Es de signo negativo , entonces es muy probable** **-1,1911**
2	Log(10)0,3043=-0,5166	-0,5166:-0,602= 0,8581	0,8581-0,8778= **Si es probable esta dentro a aprender selectiva-mente** Con una diferencia de **- 0,0197**	0,8581:0,87780 **0,9775** **Es inferior a la unidad , es decir , proximo a cero , entonces es muy probable**	Log(10)0,9775 **-0,0098** **Es de signo negativo , entonces es muy probable**
3	Log(10)0,1521=-0,8178	-0,8178:-0,602= 1,3584	1,3584-0,8778= **No esta dentro a aprender**		

			selectiva-mente Al ser superior con 0,4806		
4	Log(10)0,0869=-1,0609	-1,0609:-0,602= 1,7622	1,7622-0,8778= **No esta dentro a aprender** selectivamente Al ser superior con 0,8844		
Σ		4,5443			
Σ/(log(10)N)		4,5443:0,602= 7,5486			
Log (10) Σ/(log(10)N		Log(10)7,5486= **DMP** **0,8778**			

Para hacer la Puntuacion Metalogarimica tenia varios modelos , al final me he decantado por un modelo aunque no obstante se pueden establecer otras formulaciones muy variadas a partir de la formula base , la importancia de la Puntuacion Metalogaritmica estriba en que la usare con frecuencia en los procesos de

selección y analisis de informacion , en los procesos ulteriores a partir del presente . De esta forma , el modelo que ahora mismo acabo de decidir , de los multiples modelos que podrian ser posibles , va a ser determinante a lo largo de todo este ensayo hasta el final . La Puntuacion Metaogaritmica si se trabaja a fondo estoy convencido que se pueden obtener muchos modelos , ademas del que he expusto , el modelo que aquí estoy usando es unicamente un modelo adaptado a una finalidad concreta , para este ensayo , pero las ventajas y potencialidades que en otros modelos podria tener la Puntuacion Metalogaritmica son realmente impresionantes . El modelo que aquí he puesto de posible desarrollo es un modelo que aquí me puede srvir para el estudio de formas de aprendizaje selectivo , pero en otros tipos de investigaciones , se pueden hacer otras formas de desarrollo igualmente de importantes a partir de la formula base que es la Puntuacion Logaritmica .El desarrollo que aquí dare a la Puntuacion Metalogaritmica es de usar para seleccionar aquellas informaciones registradas y codificadas que en el proceso de aprendizaje se quieran seleccionar en virtud de alguna cualidad en especial . El criterio que yo desarrollare para el proceso de selección de informacion a aprender , cuando al aprendizaje sera selectivo , ya que en otros momentos se podria tratar de un proceso de aprendizaje no selectivo , es que , el aprendizaje selectivo debe ser el mas probable posible en virtud de que , lo mas probable es que la Puntuacion Logaritmica sea inferior a la Desviacion Mas Probable . Si por ejemplo un robot esta en una isla perdida , y el robot debe aprender lo mas basico para poder sobrevivir en dicha isla perdida , el robot tendera a aprender normalmente mas aquello que sea de vital importancia , es decir se tendera a aprender mas aquello cuyo suceso tienda a ser probable , mas ocurrente , mas cotidiano , y por tanto mas basico dentro de la adaptacion a la vida , en funcion de que aquella cuya ocurrencia sea mas probable , es lo que normalmente tiene una mayor regulacion de su comportamiento , y de lo que se pueden establecer las leyes o normas por los cuales el suceso tiende a regirse , en la evolucion natural del fenomeno observado . Este tipo de diferencias entre lo mas probable y lo menos probable que se pueden estimar a partir de tener una muestra de diferencias de las Puntuaciones Logaritmicas con respecto de las Desviaciones mas Probables , seran muestras que puedan usarse en posteriores estimaciones . En el ejemplo que ahora mismo acabo de exponer he hecho una valoracion sobre los comportamientos que Yolanda quiere aprender sobre higiene y aseo personal , a partir de una observacion que ha realizado sobre los comportamientos que Silvia tiene sobre aseo e higiene personal , de los que estimado , que comportamientos de aseo e higiene personal de Silvia pueden ser estimados como mas probables , o menos probables . De esta forma , Yolanda ha estimado que la frecuencia con que Silvia se laba las manos es una comportamiento muy probable de aseo e higiene personal de igual forma que , tamben ha observado , que el comportamiento de Silvia sobre labarse la cara es tambien un comportamiento muy probable dentro de la higiene personal o aseo personal . Este tipo de comportamientos que Yolanda ha aprendido de Silvia , de una forma no selectiva se podria decir que

Yolanda ha aprendido la frecuencia de todos los comportamientos de higiene y aseo personal , en cuanto de una forma selectiva , Yolanda podria tener ya un programa de probabilidades de sesgo interno en las cuales se pudiera observar que :

- 3.3)Aprendizaje no selectivo de Yolanda del comportamiento de aseo e higiene personal de Silvia :

Sistema de probabilidades de sesgo interno del aprendizaje no selectivo realizado ahora mismo :

Probabilidad empirica de labarse las manos antes de cada comida y al levantarse = 0,4565

Probabilidad empirica de labarse la cara al levantarse y al acostarse = 0,3043

Probabilidad empirica de cepillarse los dientes al acostarse = 0,1521

Probabilidad empirica de ducharse = 0,0869

- 3.4) Aprendizaje selectivo de Yolanda del comportamiento de aseo e higiene personal de Silvia:

	Labarse las manos	Labarse la cara
Contraste Puntuacion Logaritmica con DMP	-0,3212	-0,0197
Puntuacion Metalogaritmica Sencilla	0,0644	0,9775
Puntuacion Metalogaritmica Compleja	-1,1911	-0,0098

La forma con que se debe emplear estos aprendizajes selectivos es por medio de que , las estimaciones de contraste de la Puntuacion Logaritmica con respecto DMP , la

Puntuacion Metalogaritmica Sencilla , y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja , pasen posteriormente a formar parte de una muestra en la que se hayen presentes otros aprendizajes selectivos . En el capitulo de mañana expondre , los aprendizajes no selectivos y aprendizajes selectivos que Yolanda hace sobre nociones climaticas : durante una semana Yolanda ha estado obnservando el clima , y Yolanda quiere aprender cuando hay que usar el paraguas , o cuando hay que vestirse con el anorak , o cuando hay que sacar las plantas del invernadero al aire libre , Yolanda ademas quiere obtener conocimientos sobre cuando sale el sol , cuando hay rocio por las mañanas cuando cae la helada nocturna etc , etc etc . De todos estos conocimientos Yolanda ira haciendo aprendizajes no selectivos , y tambien aprendizajes selectivos . Los aprendizajes no selectivos por si mismos iran formando un sistema de probabilidades de sesgo interno , mientras los aprendizajes selectivos iran formando muestras de contras de Puntuacion Logaritmica con respecto DMP , y muestras de Puntuacion Metalogaritmica Sencilla , y muestras de Puntuacion Metalogaritmica Compleja , de las que se iran formando posteriores muestras de probabilidades empiricas de contraste de Puntuacion Logaritmica con respecto DMP , probabilidades empiricas de Puntuaciones Metalogaritmicas Sencillas , y probabilidades empiricas de Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas . Estos aprendizajes selectivos tendran posteriormente un proceso de Integracion diferente . De momento , quiero dejar claro que : el proceso por cual Yolanda realiza observaciones , hace el registro mediante el cociente de la frecuencia entre el tiempo de observacion , y postriormente Yolanda hace la probabilidad empirica del registro , para de las probabilidades empiricas de registros determinar que aprendizaje puede ser no selectivo en sistemas de probabilidad de sesgo interno , o que aprendizajes pueden ser selectivos , todo este proceso que es lo que analizare en los primeros capitulos , es un proceso de Asimilacion de informacion . Una inforamacion que en su proceso de Asimilacion tambien sera estructurada en arbol , como ire explicando a medida que avance en el ensayo , en forma de taxonomias de informacion , y que despues , estas taxonomias y todas estas informaciones que ahora Yolanda Asimila ,seran taxonomias y aprendizajes que despues Yolanda debera integrar en sus estructuras internas previas de probabilidades de sesgo interno . Es decir , hay dos tipos de probabilidades de sesgo interno : probabilidades de sesgo interno en el proceso de Asimilacion producto del aprendizaje no selectivo , y probabilidades de sesgo interno previas a las cuales habra que posteriormente Integrar cualquier aprendizaje que haga Yolanda , de forma que en la Integracion aquellas probabiliddes de sesgo interno producto de la Asimilacion , al igual que los aprendizajes selectivos , pasaran por transformaciones , que permiteran que las nuevos sistemas Asimilados de probabildiades de sesgo interno pasen posteriormente a Integrarse en los anteriores sistemas de probabilidades de sesgo interno , e igualmente ocurra igual con los aprendizajes selectivos , en donde lso nuevos aprendizajes selectivos Asimilados pasaran a Integrarsese en la estructura de conocimientos previos . Este proceso es un proceso propio de las estructuras

cognitivas conceptuales , que yo le dare un formato matematico , para permitir que , las actuales tendencias en investigacion cognitiva de la inteligencia , puedan ser aplicadas en modelos de inteligencia tecnologica . El objetivo que me propongo es un objetivo muy ambicioso , lo cual , en mi situacion personal tan dramatica , siendo un objetivo ambicioso es doblemente dificultoso por mi la propia situacion personal que sufro , no obstante espero recibir toda la comprension de quienes , siendo conscientes de la gran importancia de las investigaciones que estoy emprendiendo , puedan darme todo su calor y toda su confianza , para asi poder continuar en este gran ensayo que hoy comienza , sobre Asimilacion e Integracion .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabiliddadd

(Capitulo 2)

XXX usa el asesinato politico y la tortura como politica habitual , como su amigo Teoddoro Obiang en la dictadura que oprime a Guinea Ecuatorial . XXX. La comunidad internacional debe luchar contra los violadores de los derechos humanos , y hay que arbitrar politicas internacionales contra el XXX por ser un violaddor dde los derechos humanos , y arbitrar politicas internacionales contra XXX por ser un violaddor de los derechos humanos . XXX yo mismo , estoy sufriendo , ahora me torturan con ritmos musicales en los oidos , según cambios de torno y volumen de los ruiddos con que me torturan . Si a lo largo de este capitulo tengo alguna incorreccion al escribir se debe a que me tortura para que yo no pueda desarrollar mi teoria matematica , espero que algun dia ademas de valorarse mis dscubrimientos matematicos , tambien se valore el hecho de que tuve que hacer estos descubrimientos matematicos sometido a tortura . Ruego a la comunidad internacional comprension y que se hagan cargo de la seguridad dde mi familia y ruego que la comunidad internacional se haga cargo de la seguridad de mis descubrimientos matematicos .

1º) El proceso de asimilacion

El proceso de asimilacion es aquel en el cual un sujeto puede tomar elementos del medio ambiente y hacerlos propios , de esta forma el proceso de asimilacion metabolica que hacemos del oxigeno cada vez que entra el are por nuestros pulmones , y desde la faringe por la laringe , pasando por la traquea y los bronquios hasta los pumones finalmente en el interior de los albeolos pulmonares , se intercambia el anhidrico carbonico por oxigeno , este proceso es un proceso de asimilacion de un componente quimico por la masa organica de nuestro cuerpo con el objeto de asimilar el oxigeno para llevarlo hacia el citoplasma celular tras pasar la membrana celular , en donde el oxigeno sera consumido metabolicamente, este proceso podria ser definido tambien como un proceso de asimilacion metabolica de elementos del ambiente exterio a fin de mantener y conservar la masa organica . El proceso de asimilacion en el aprendizaje es un proceso que si bien no se desarrolla a traves de intercambios de elementos quimicos como puede ser en la asimilacion metabolica , tambien en el aprendizaje se dan cita procesos de asimilacion en los cuales , como demostraba Jean Piaget , el proceso de asimilacion en el apredizaje , es el proceso por el cual alguna serie de conocimientos externos pasan a formar parte de la estructura psicologica interna del sujeto a traves de una serie de mecanismos : desde la integracion sensorio-motora por la cual se obtiene una integracion perceptiva de la realidad que nos rodea , hasta que esta integracion perceptiva pasa a ser objeto de ser sometida a un proceso hipotetico-deductivo en el cual , el pensamiento formal del ser humano en la madurez , puede hacer una abstraccion de lo percibido para ir realizando una serie de deducciones que proceso a traves de mecanismos proposiciones logicos aristotelicos , en el caso de Piaget estos procesos los designaba por INRC , aunque mi intencion no es analizar el INRC , en cualquier caso al menos apuntar que el pensamiento logico formal del ser humano en la etapa madura de su vida es un proceso de pensamiento proposicional , como en las tablas de la verdad de Aristoteles . La asimilacion en general se puede definir como un proceso por el cual dentro de un sistema se permite poder obtener elementos del ambiente externo , y en el caso del aprendizaje , la asimilacion es el proceso por el cual se obtiene del ambiente externo aquellos elementos que seran sometidos a aprendizaje , y posterior memorizacion en la memoria a largo plazo . Dentro de las teorias del procesamiento de la informacion que son muy habituales en las teorias de la Inteligencia Artificial , la asimilacion seria el procedimiento por el cual un robot es capaz de , a partir de la integracion perceptiva ,poder permitir que la estructuracion perceptiva realizada pueda pasar a un sistema de memoria . La asimilacion en el aprendizaje es el proceso por el cual el sujeto capaz de

aprender es capaz de poder extraer del medio ambiente externo aquellos elementos que le pueden ser indispensables para su desarrollo , entendiendo este desarrollo como un desarrollo tanto de la Inteligencia como de la Afectividad . Incluso el aprendizaje por ensayo-error de Thorndike , es aprender del medio ambiente , ya que si un dia cometemos un error en una tarea , hemos aprendido del error al haber puesto en practica dicho comportamiento en el medio externo , aprendiendo por tanto de las consecuencias en el medio externo en que se ha realizado la tarea . En el caso en que dentro de Asimilacion y Probabilidad , como primera parte de Asimilacion e Integracion , desarrollare la asimilacion , sera a partir , de considerar que la asimilacion en el aprendizaje es un proceso que se puede elaborar a traves de sistemas matematicos-probabilisticos , que podrian permitir la incoporacion de procesos complejos de aprendizaje en modelos de Inteligencia Artificial avanzados por el uso sistematico y adecuado de la probabilidad matematica . El proceso de asimilacion es un proceso estructurable en formulas matematicas , que podrian permitirnos de este modo , poder optimizar recursos matematicos sofisticados capaces de poder ser aplicados a modelos artificiales de Afectividad Artificial en los cuales se puedan diseñar sistemas mecanico-electronicos capaces de poder aprender , y por medio del aprendizaje puedan aumentar la inteligencia . Es decir : si es verdad que la construccion de robots dotados de Inteligencia Artificial es posibles , mi tesis entonces es que tambien es verdad que por medio del aprendizaje podriamos aumentar la Inteligencia de cualquier robot , de forma que cualquier robot dotado de un nivel inicial de inteligencia podria autonomamente , el mismo robot sin mas ayuda que su propia capacidad de aprendizaje , de autonomamente el robot modificar sustancialmente y aumentar en Inteligencia . De esta forma un robot construido inicialmente con una inteligencia dada , podria el mismo robot autonomamente modificar , desarrollar y aumentar , su propia inteligencia de manera autosuficiente e independiente de cualquier ayuda humana . En este proceso es necesario poder diseñar sistemas matematicos de asimilacion en procesos de aprendizajes artificiales destinados a la Inteligencia Artificial , asimismo como tambien es necesario diseñar sistemas matematicos de integracion de aprendizanes en estructuras de inteligencia previas , tal como señala Ausubel y Bruner en el caso de la psicologia humana , pero que mi interes en este ensayo es diseñar sistemas matematicos que puedan permitir estos procesos automaticos en sistemas mecanico-electronicos : robots y ciborgs . El proceso de asimilacion es por tanto el proceso por el cual elementos exteriores a aprender pasan a formar parte del nivel interno de la Inteligencia , de manera que : la asimilacion es la internalizacion de conocimientos exteriores para incluirlos dentro de la Integencia interna . Por tanto dentro de la teoria de Asimilacion y Probabilidad que desarrolle como primera parte de Asimilacion e Integracion , la asimilacion sera el proceso de internalizacion de conocimientos exteriores dentro de la Inteligencia interna que disponga el mismo robot . El proceso de Asimilacion constara de los siguientes pasos por tanto de los que ya di cuenta en el primer capitulo de este ensayo :

- 1.1) Etapas del proceso de Asimilacion :

  - 1.1.1) Observacion de las ocurrencias de las frecuencias de sucesos durante un tiempo determinado , entendiendose por suceso el comportamiento de sujetos o el comportamiento de fenomenos (en el ejemplo de cómo Yolanda aprender el comportamiento de higiene y aseo personal , Yolanda observo la frecuencia con que Silvia realizaba comportamientos de higiene y aseo personal)

  - 1.1.2) Registro : el registro es igual al cociente de la frecuencia relativa o puntuacion de un suceso divbidido entre el tiempo de duracion de la observacion .

    TO = Tiempo de Observacion

    xi= puntuacion directa o frecuencia

    Registro = ri = xi : TO

  - 1.1.3) El conocimiento registrado entonces pasa a ser codificado , el procedimiento de codificacion es : la probabilidad empirica del registro = p(ri) = ri : Σri

  - 1.1.4) Modalidades de asimilacion :

    - 1.1.4.1) Aprendizaje no selectivo : las probabilidades empiricas de registro se pueden convertir en un sistema de probabilidades de sesgo interno , que habria que unir dentro de una estructura de Inteligencia en Arbol con las

demas asimilaciones , en este capitulo presentare otras asimilaciones realizadas por Yolanda que habira que estructurar en arbol con las asimilaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , que despues habria que integrar en las estructuras previas que tambien se encuentran en Inteligencia en Arbol .

- 1.1.4.2) Aprendizaje selectivo :

  - 1.1.4.2.1) Puntuacion Logaritmica por debajo de laDesviacion Mas Probable : Selectivamente se aprende siempre el comportamiento mas probable , y el comportamiento mas probable y mas importante que aprender es aquel cuya Puntuacion Logaritmica se encuentra por debajo de la Desviacion Mas Probable . Cuando un robot se encuentre ante multiples aprendizajes , y de los multiples aprendizajes deba seleccionar que es aquello mas importantes que aprender , entonces , lo mas normal , es que normalmente se aprenda lo mas probable , y lo mas probable es aquel conocimiento cuya Puntuacion Logaritmica esta por debajo de la Desviacion Mas Probable .

  - 1.1.4.2.2)Puntuacion Metalogaritmica Simple :Como una segunda criba de conocimientos , o como una segunda selección de cuales son los conocimientos mas probables que devben ser aprendidos , cuando ante una multitud de conocimientos es conveniente seleccionar que conocimientos son normalmente mas probables para aprender , entonces se usa la Puntuacion Metalogaritmica Simple , de forma que siempre se tendera a aprender mas aquello que , dividiendo su Puntuacion Logaritmica entre la Desviacion Mas Probable normalmente el resultado del cociente sea inferior a la unidad . Si el resultado de dividir la Puntuacion Metalogaritmica Simple entre la Desviacion Mas Probable es igual a un resultado inferior a la unidad , entonces eso indica que debe ser muy importante para ser aprendido , y debe ser seleccionado para aprenderlo .

  - 1.1.4.2.3) Puntuacion Metalogaritmica Compleja : como una tercera criba de los conocimietnos a aprender , el resultado del cociente obtenido al dividir la Puntuacion Logaritmica de un conocimiento entre la Desviacion Mas Probable , dicho resultado se somete a transformacion logaritmica , y si el logaritmo del resultado obtenido de dividir la Puntuacion Logaritmica entre la Desviacion Mas Probable es un valor negativo , entonces es un aprendizaje muy importante a ser aprendido .

- 1.14.2.4) Las asimilacion en aprendizajes selectivos tambien sera sometidos a estructuras en Inteligencia en Arbol , al igual que las asimilaciones en aprendizajes no selectivos .

Ahora bien , para poder realizar una ejemplificacion de cómo seria este proceso , seria conveniente por tanto el ir indicando en este capitulo mas ejemplos de comportamientos de fenomenos o sujetos , que mi robot Yolanda esta aprendiendo , para el desarrollo de su Inteligencia y el desarrollo de su Afectividad , para lo cual , al igual que en el capitulo anterior , presentare una serie de comportamientos que Yolanda esta aprendiendo de su amiga Silvia , asi como tambien presentare comportamientos de fenomenos meteorologicos como ejemplo de aprendizajes conceptuales , ya que los aprendizajes , en este ensayo , los he dividido en dos categorias de aprendizajes según el contenido del aprendizaje : hay aprendizajes cuyo contenido es basicamente conceptual , y hay que aprendizajes cuyo contenido es basicamente comportamiental . Lo comun entre el aprendizaje conceptual como comportamental , es que ambos aprendizajes pueden ser sometidos a procesos matematicos-probabiliticos de Asimilacion y Probabilidad , y por tanto igualmente , tambien puede ser sometidos a procesos de Integracion y Probabilidad . A modo de ejemplos tanto conceptuales como comportamentales que Yolanda ira tomando , expondre los siguientes , de los cuales ire calculando sucesivamente sus respectivas probabilidades empiricas de registro asi como el nivel de aprendizajes selectivos que iran presentando cada uno de los mismos .

2º) Yolanda aprende la correlacion entre comportamiento climatico y comportamiento individual-social

Durante la ultima semana Yolanda ha estado muy inquieta , no paraba de perseguir a Silvia a todas partes , y tambien ha sido una semana de mucho frio , hacia un frio horrible con heladas y rocio por la mañana , como Yolanda ha sido fabricada recientemente , Yolanda no sabia que era el rocio al amanecer , ni que era la lluvia , asi que ha tenido que aprenderlo durante esta semana , para lo cual Yolanda ha ido haciendo minuciosas osbervaciones sobre la forma con que se producian variaciones climaticas , y como estas variaciones climaticas se correlacionaban con ciertos comportamientos individuales y sociales de Silvia .

2.1) Aprendizajes conceptuales climaticos

	Frecuencia	Regristro tomado durante los ultimos 7 dias	Codificacion : Probabilidad empirica del registro
Ha amenecido el sol por el este	7	7 : 7 = 1	1 : 3,714 = 0,2692
Ha amanecido con gotitas de agua heladas en las plantas de los jardines , el rocio	5	5 : 7 = 0,7142	0,7142 : 3,714 = 0,1922
El termometro marco 0º	4	4 : 7 = 0,5714	0,5714 : 3,714 = 0,1538
Hubo nubes por la mañana	3	3 : 7 = 0,4285	0,4285 : 3,714 = 0,1153
Hubo nubes por la tarde	4	4 : 7 = 0,5714	0,5714 : 3,714 = 0,1538
Llovio	3	3 : 7 = 0,4285	0,4285 : 3,714 = 0,1153
		3,714	

2.2) Aprendizajes comporamentales individuales-sociales correlacionados con el clima

	Frencuencia	Registro , tomado de los ultimos 7 dias	Codificacion : Probabilidad empirica del registro
Silvia se vistio el anorak	4	4 : 7 = 0,5714	0,5714 : 3,9997 = 0,1428
Silvia rego las plantas del jardin por la tarde	4	4 : 7 = 0,5714	0,5714 : 3,9997 = 0,1428
Silvia llevo un paraguas	3	3 : 7 = 0,4285	0,4285 : 3,9997 = 0,1071
Silvia encendio la calefaccion	5	5 : 7 = 0,7142	0,7142 : 3,9997 = 0,1785
Las cortinas de la ven-tana de par en par por la mañana al despuntar el sol y calentar la casa	7	7 : 7 = 1	1 : 3,9997 = 0,25
Silvia se puso guantes al salir de casa	5	5 : 7 = 0,7142	0,7142 : 3,9997 = 0,1785
		3,9997	

2.3) Correlacion como diferencia minima entre fenomenos y comportamientos

Si la correlacion parte de la tesis de que la ocurrencia de un fenomeno puede ser causa probable de la ocurrencia de otro fenomeno , o que un fenomeno se produce a partir de la manifestacion de otros fenomenos que le pueden ser causales en cierta probabilidad , entonces , de esto se deriva , que si la presencia de un fenomeno correlacionado debe encontrarse manifiestamente en funcion de la presencia del fenomeno con el cual correlaciona , entonces la probabilidad empirica de registro , o en general la probabilidad empirica de las puntuaciones directas en la frecuencia de ocurrencia de dos fenomenos correlacionados , debe ser una probabilidad empirica la del fenomeno correlacionado muy similar a la del fenomeno con el cual correlaciona . Es decir , si se investiga un fenomeno B , y el fenomeno B esta muy correlacionado con el fenomeno A , y entonces para que ocurra B normalmente debe ocurrir A , entonces este tipo de relacion se puede conocer a partir de estudiar : en que medida es similar la probabilidad empirica de B con respecto a la probabilidad de empirica de A , dado que si la frecuencia de B depènde de la frecuencia de A , entonces es evidente que la probabilidad empirica de B debera ser proporcional a la ocurrencia de la sucesion de A . Si B y A estan correlacionados , y B siempre sucede cuando A sucede a priori , entonces , la ocurrencia de la frecuencia de B dependera de la ocurrencia de la frecuencia de A , por lo cual la mejor forma de estudiar la correlacion entre A y B es estudiar la forma con que la probabilidad de A y la probabilidad de B son similares , y esto se puede estudiar de dos formas , por medio de buscar la diferencia entre la probabilidad empirica de B con respecto la probabilidad empirica de A de forma que cuanto mas se aproxine a cero la diferencia entonces B mas correlaciona con A , o tambien se puede estudiar mediante la obtencion del logaritmo del cociente de dividir B entre A , y cuanto mas se aproxime a cero el logaritmo del cociente de B entre A , eso indicaria que B correlaciona con A . A estos dos procedimientos les denominare del siguiente modo :

- 2.3.1) **Correlacion de Sesgo Minimo** : a mas proximidad a cero entre dos probabilidades empiricas de dos sujetos u opciones entonces mayor es la correlacion entre esos dos sujetos u opciones

  - 2.3.1.1) **Correlacion de Sesgo Minimo** entre probabilidades empiricas de sujetos u opciones

    $(p(xB) - p(xA) \simeq 0) \rightarrow$ Mayor correlacion entre A y B

    $(((p(xB) - p(xA)) > 0) \vee ((p(xB) - p(xA)) < 0)) \rightarrow$ Menor correlacion entre A y B

  - 2.3.1.2) **Correlacion de Sesgo Minimo de Probabilidades Empiricas de Registro** de sujetos u opciones : a menor diferencia entre las probabilidades empiricas de registro de dos sujetos u opciones , es decir , a mayor proximidad a cero en la difrencia de las probabilidades empiricas de registro presentes en dos sujetos u opciones , entonces mayor correlacion entre las probabilidades empiricas de dichos dos sujetos u opciones:

    $((p(rB) - p(rA)) \simeq 0) \rightarrow$ Mayor correlacion entre las probabilidades empiricas de registro de A y B

    $((p(rB) - p(rA)) < 0) \vee ((p(rB) - p(rA)) < 0)) \rightarrow$ Menor correlacion entre las probabilidades empiricas de registro de A y B

- 2.3.2) **Correlacion de Similitud** : si el logaritmo obtenido , del resultado de dividir una probabilidad empirica entre otra probabilidad empirica , es proximo a cero , entonces los sujetos u opciones a quienes pertenecieran dichas probabilidades empiricas , son sujetos u opciones que correlacionan en gran medida .

- 2.3.2.1) **<u>Correlacion de Similitud</u>** de las probabilidades empiricas de dos sujetos u opciones :

  ((Log(10) (p(xB) : p(xA))) ≃ 0))→ Mayor nivel de correlacion entre A y B

  (((Log(10) (p(xB) : p(xA)))> 0) v (Log(10) ((p(xB) : p(xA)) < 0)) → Menor nivel de correlacion entre A y B

- 2.3.2.2) **<u>Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro</u>** de dos sujetos u opcionesd : si al obtenerse el logaritmo , del resultado obtenido al dividir la probabilidad empirica de registro de un sujeto u opcion entre la probabilidades empirica de registro de otro sujeto u opcion , el resultado es proximo a cero , entonces la correlacion entre dichos dos sujetos u opciones es muy alta , pero sin embargo , en el caso de que el logaritmo , del resultado obtenido al dividir la probabilidad empirica de registro de un sujeto u opcion entre la probabilidad empirica de registro de otro sujeto u opcion , distara mucho de ser cero , entonces su correlacion es baja .

  ((Log(10) (p(rB) : p(rA))) ≃ 0) → Mayor correlacion entre las probabilidades empiricas de registro de A y B .

  (((Log(10) (p(rB) : p(rA))) > 0) v((Log(10) (p(rB) : p(rA))) < 0)) → Menor correlacion entre las probabilidades empiricas de registro de A y B

La logica matematica que se encuentra presente en las formulaciones ahora mismo realizadas esta en que si un fenomeno cualquiera , como por ejemplo el fenomeno B , es un fenomeno correlacionado con otro fenomeno del cual depende en su ocurrencia , por ejemplo el fenomeno A , de forma que si se cumpliere el supuesto logico proposicional en el cual se establece la siguiente relacion logica formal de :

$A \rightarrow B$

Si A entonces necesariamente se da B

Esto significa por tanto que cuantas ocasiones ocurra la frecuencia de A , tantas ocasiones podra necesariamente ocurrir la frecuencia de B , de forma que si la frecuencia de A determina la frecuencia de B , por cuanto que la ocurrencia del suceso B depende de la ocurrencia del suceso A , esto significa por tanto que la probabilidad empirica de B sera similar a la probabilidad empirica de A , lo cual dentro de un proceso de Asimilacion y Probabilidad , significara que , la correlacion entre el comportamiento de un fenomeno que quiera aprender Yolanda que se encuentre correlacionado con el comportamiento de otro fenomeno , sera un comportamiento de suceso de un fenomeno que se encuentre necesariamente supeditado al fenomeno del cual depende su ocurrencia : es decir , si yo puedo afirmar que “ si lluevo entonces uitilizo el paraguas” esto significa que mi comportamiento de utilizar el paraguas siempre que llueve depende de que el comportamiento climatico haga que llueva , es decir , mi comportamiento al coger el paraguas esta correlacionado con el comportamiento climatico de la atmosfera para provocar la lluvia , ya que Yolanda o Silvia , o yo mismo , cogeremos el paraguas siempre que llueva . Por lo tanto , si realmente hay correlacion entre el comportamiento climatico de la lluvia y el comportamiento de Silvia de coger el paraguas siempre que llueve , entonces Yolanda podra establecer una correlacion entre que Silvia coja el paraguas en funcion de que este lloviendo . La forma con que se puede estudiar la correlacion entre comportamientos de sucesos , es mediante estudiar si la probabilidad empirica de un fenomeno B con respecto a la probabilidad empirica del fenomeno A , es una diferencia que tiende a cero , ya que en la medida que la frecuencia de B dependera de la frecuencia de A , entonces la probabilidad empirica de B sera muy similar a la probabilidad empirica de A , y por tanto la similitud entre la probabilidad empirica de A y B se puede estudiar , ya por medio de la

Correlacion de Sesgo Minimo o ya bien por medio de la Correlacion de Similitud . Cuando se usa la Correlacion de Sesgo Minimo se estara haciendo una diferencia entre la probabilidad empirica de B y la probabilidad empirica de A , o en el caso de Asimilacion y Porbabilidad , se estara haciendo la diferencia de la probabilidad empirica de registro de B con respecto la probabilidad empirica de registro de A , y si en dicha diferencia , la diferencia de la probabilidad de registro de A y B , es una diferencia de probabilidad de registro que tiende a cero , entonces la diferncia de probabilidad de registro que tiende a cero es indicativo de lo que he bautizado como Correlacion de Sesgo Minimo , y esto sera indicativo de que A y B se correlacionan . Igualmente tambien se puede estudiar la similitud de A y B por medio de la Correlacion de Similitud , en la medida que el logaritmo obtenido , del resultado de dividir la probabilidad empirica de B entre la probabilidad empirica de A , sea un logaritmo tendente a cero , esto significara que la probabilidad empirica de B y la probabilidad empirica de A son muy similares , y por tanto esto indicara que B y A se correlacionan . Y por tanto cuando se esta trabajando en el marco de la Asimilacion y la Probabilidad , es necesario comprender que cuando la probabilidad empirica de registro del comportamiento de un suceso tiene una gran similitud con la probabilidad empirica de registro del comportamiento de otro suceso , esto seria indicativo de que ambos sucesos se correlacionan , y la correlacion de ambos sucesos se estudia a traves de , obtener el logaritmo del resultado que surge en el cociente de la probabilidad empirica de registro de B entre la probabilidad empirica de registro de A , de forma que si en el logaritmo del resultado obtenido en el cociente de las probabilidades empiricas de registro , se tiene un logaritmo cuyo resultado es tendente a cero , entonces sto significara que el comportamiento del suceso A es similar al comportamiento del suceso B , y esto seria indicio o prueba de correlacion entre A y B .

- 2.4) **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo**

  - 2.4.1) **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de un Sujeto u Opcion** : sumatorio de todas las Correlaciones de Sesgo Minimo obtenidas por un sujeto dividido entre el numero total de Correlaciones de Sesgo Minimo que ha tenido el sujeto .

  - 2.4.2)**Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total** : sumatorio de todas las Correlaciones de Sesgo Minimo obtenidas en todas las diferncias entre probabilidades empiricas y promediado entre el numero de diferencias realizadas , o asimismo tambien , sumatorio de todas las Correlaciones de

Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro promediado entre el numero de diferencias realizadas . La Correlacion Promedio de Sesgo Minimo sera usando siempre como un estadistico de correlacion entre las muestras correlacionadas .

- 2.5)**Correlacion Promedio de Similitud** :

  - 2.5.2) **Correlacion Promedio de Similitud de un Sujeto u Opcion** : sumatorio de todas las Correlacion Promedio de Similitud de un Sujeto u Opcion dividido entre el numero de Correlacion de Similitud que ha tenido el Sujeto u Opcion

  - 2.5.1)**Correlacion Promedio de Similitud Total** :sumatorio de todas las Correlaciones de Similitud obtenidas en todas las probabilidades empiricas y promediado entre el numero total de logaritmos de cocientes realizados , o asimismo tambien , sumatorio de todas las Correalciones de Similitud de Probabilidades Empiricas de Registro y promediado entre el numero total de logaritmos de cocientes realizados . La Correlacion Promedio de Similitud sera considerada siempre como un estadistico de correlacion entre las muestras correlacionadas

2.6) Ejemplo : Yolanda correlaciona el comportamiento de Silvia con el comportamiento del clima

2.6.1) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo

Yolanda quiere obtener la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo del comportamiento climatico con el comportamiento observado a Silvia , para lo cual Yolanda realizada la siguiente tabla de calculo , quiero recordar que el resultado de las diferencias en este caso se tomaran en sentido absoluto sin tener en cuenta el signo fuere cual fuere .

Correla-cion de Sesgo Minimo	Salio el sol por el este 0,2692	Hubo rocio por la mañana 0,1922	El termometro marco 0º 0,1538	Hubo nubes por la mañana 0,1153	Hubo nubes por la tarde 0,1538	Llovio 0,1153	Corre-lacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion
Silvia se puso el anorak 0,1428	0,2692- 0,1428= **0,1264** **Poca Corre-lacion**	0,1922- 0,1428= 0,0494	0,1538- 0,1428= **0,011** **Mucha corre lacion**	0,1153- 0,1428= 0,0275	0,1538- 0,1428= **0,011** **Mucha Corre-lacion**	0,1153- 0,1128 = 0,0275	0,2528:6= **0,0421** **Corre-lacion Promedio de Sesgo Minimo de Silvia llevando anorak**
Silvia rego el jardin 0,1428	0,2692- 0,1428= **0,1264** **Poca Corre-lacion**	0,1922- 0,1428= 0,0494	0,1538- 0,1428= **0,011** **Mucha corre-lacion**	0,1153- 0,1428= 0,0275	0,1538- 0,1428= **0,011** **Mucha Corre-lacion**	0,1153- 0,1428 = 0,0275	0,2528:6= **0,0421** **Corre-lacion Promedio de Sesgo Minimo de Silvia regando el jardin**
Silvia uso el paraguas	0,2692- 0,1071=	0,1922- 0,1071=	0,1538- 0,1071=	0,1153- 0,1071=	0,1538- 0,1071=	0,1153- 0,1071 =	0,357:6= **0,0595**

0,1071	**0,1621** **Poca Corre-** **Lacion**	0,0851	0,0467	**0,0082** **Mucha corre-lacion**	0,0467	**0,0082** **Mucha corre-** **lacion**	**Corre-lacion promedio de Sesgo Minimo de Silvia con paraguas**
Silvio puso la calefaccion 0,1785	0,2692- 0,1785= **0,0907** **Poca Corre-lacion**	0,1922- 0,1785= **0,0137** **Mucha Corre-** **Lacion**	0,1538- 0,1785= 0,0247	0,1153- 0,1071= 0,0632	0,1538- 0,1785= 0,0247	0,1153- 0,1785 = 0,0632	0,2802:6= **0,0467** **Corre-** **Lacion Promedio de Sesgo Minimo de Silvia ponr la calefaccion**
Silvia corrio las cortinas 0,25	0,2692- 0,25= **0,0192** **Mucha corre-lacion**	0,1922- 0,25= 0,0578	0,1538- 0,25= 0,0962	0,1153- 0,25= **0,1347** **Poca Corre-lacion**	0,1538- 0,25= 0,0962	0,1153- 0,25= **0,1347** **Poca Corre-lacion**	0,5388:6= **0,0898** **Corre-lacion Promedio de Sesgo Minimo de Silvia corriendo**

							las cortinas
Silvia se puso los guantes 0,1785	0,2692- 0,1785= **0,0907** **Poca Correlacion**	0,1922- 0,1785= **0,0137** **Mucha Correlacion**	0,1538- 0,1785= 0,0247	0,1153- 0,1785= 0,0632	0,1538- 0,1785= 0,0247	0,1153- 0,1785 = 0,0632	0,2802:6= **0,0467** **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Silvia llevando guantes**
Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion	0,6155:6= **0,1025** **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo del amanecer**	0,261:6= **0,0448** **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo del rocio**	0,2143:6= **0,0357** **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de cero grados**	0,3243:6= **0,054** **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de nubes por la mañana**	0,2143:6= **0,0357** **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de nubes por la tarde**	0,3243:6= **0,054** **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de lluvia**	
Correlacion	**1,9537:36**						

Promedio de Sesgo Minimo Total (Sumatorio de todas las diferncias dividido entre numero de diferencias)	**= 0,0542** **Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total**						

- 2.6.1.1) Que ha asimilado Yolanda de la correlacion entre el comportamiento de Silvia en funcion del comportamiento climatico :

  - 2.6.1.1.1) Que Silvie lleve el anorak se correlaciona mucho con que el termometro marque 0º centigrados , y que haya nubes por la tarde , luego Yolanda ha asimilado que con frecuencia cada vez que el termometro marque 0º centigrados tendera a dedicirse mas ponerse el anorak , y asimismo tambien Yolanda ha asimilado que Silvia lleve el anorak se correlaciona tambien con que haya nubes por la tarde , luego , cada vez que haya nubes por la tarde , entonces , Yolanda se decidira por ponerse el anorak , al haberlo aprendido de Silvia . Y tambien Yolanda ha aprendido que el hecho de que el sol amanezca por el este no se correlaciona con llevar el anorak , luego Yolanda no tiene porque vestir anorak porque el sol salga por el este .

  - 2.6.1.1.2) Que Silvia riegue las plantas se correlaciona mucho con que el termometro marque 0º centigrados o que haya nubes por la tarde , luego Yolanda ha asimilado que cuando el termetro marque 0º grados centigrados o haya nubes por la tarde entonces se decidira por regar el jardin , ahora bien , la falacia que esto guarda , es que en la especificacion de comportamientos de Silvia no he indicado claramente si cuando llueve lo hace por la mañana o por

la tarde , o si cuando Silvia riega es porque ha sido un dia que no ha llovido o no ha habido escarcha , es decir , todo jardinero es consciente que regar las plantas a una temperatura de 0º centigrados es perjudicial , luego aquí el problema esta en que ha habido una deficiente especificacion de los comportamientos de Silvia observados , quizas , si se hubieran especificado mas los comportamientos de Silvia entonces las correlaciones hubieran sido un tanto diferentes . Esto significa que en los modelos de Asimilacion y Probabilidad en Afectividad Artificial e Integencia Artificial capaces de aprender , es necesario especificar muy bien los comportamientos que se quieren aprender .

- 2.6.1.1.3) Que Silvia lleve paraguas se correlaciona mucho con que llueva o con que haya nubes por la mañana , de forma que Yolanda ha asimilado que cada vez que llueva o cada vez que haya nubes por la mañana , entonces Yolanda se decidira por coger el paraguas con mas frecuencia , ya que Yolanda ha asimilado de Silvia que llevar paraguas se correlaciona con el fenomeno de climatico de llover , y ademas que llevar paraguas se correlaciona con el fenomeno climatico de que haya nubes por la mañana . Ahora bien , llevar paraguas no se correlaciona con que el sol salga por el este , por lo cual no es indicativo de llevar paraguas el hecho de que al amenecer el sol despunte por el este , es decir , el amanecer no obliga a llevar paraguas , al no existir ninguna correlacion entre llevar paraguas y que salga el sol por el este .

- 2.6.1.1.4) Que Silvia encienda la calefaccion de la casa se correlaciona mucho con que por las mañanas haya rocio en las plantas , y admas no hay correlacion entre que Silvia encienda la calefaccion por las mañanas con que el sol amanezca por el este . Por lo cual Yolanda ha asimilado de Silvia que normalmente si hay rocio en las plantas entonces Yolanda se debera decidir por encender la calefaccion de la casa , mientras que el hecho de que el sol amanezca por el este no obliga a que haya que encender la calefaccion por las mañanas en la casa . De esta forma Yolanda ha asimilado que el rocio se correlaciona con que Silvia encienda la calefaccion y por tanto Yolanda tambien tendera con frecuencia a decidirse por encender la calefaccion cuando haya rocio en las plantas .

- 2.6.1.1.5) Que Silvia corra las cortinas de las ventanas por la mañana se correlaciona mucho con que el sol salga por el este , de modo que Yolanda ha asimilado de Silvia que cada vez que amanezca el sol por el este entonces es conveniente decidirse por correr las cortinas de la ventana para que el calor del sol pueda asi tambien calentar la casa por las mañanas . El hecho de que exista mucha correlacion entre el amanecer del sol por el este y que Silvia corra las ventanas al mismo tiempo que el sol amanece por el este , ha permitido que Yolanda asimile que cada vez que el sol amanezca por el este se tienda con frecuencia a dedicirse por correr las cortinas de las ventanas . Y por el contrario , Yolanda ha asimilado que , no hay correlacion entre que Silvia corra las

cortinas de las ventanas con respecto a que haya nubes por la mañana o que llueva , por lo que Yolanda no tendra porque correr las cortinas de las ventanas unicamente porque llueva o haya nubes por la mañana , de forma que cuando llueva o haya nubes por la mañana esto no indica que sea necesario que Yolanda corra las cortinas .

- 2.6.1.1.6) Que Silvia lleve guantes en las manitas se correlaciona mucho con que haya rocio en las plantas , por lo que Yolanda ha asimilado que la existencia de mucha correlacion entre que Silvia lleve guantes en las manitas cuando hay rocio en las plantas , es una gran correlacion por la cual Yolanda ha asimilado que , cada vez que haya rocio en las plantas entonces Yolanda tendera a decidirse a ponerse los guantos en las manitas . De forma que la existencia de mucha correlacion entre que Silvia lleve guantes con que haya rocio en las plantas indica que Yolanda tendra que dedicirse por ponerse guantes cada vez que haya rocio en las plantas , porque Yolanda asi lo ha asimilado de Silvia . E igualmente llevar guantes no se correlaciona con que el sol amanezaca por el este , de forma que no porque el sol amanezca por el este tendra Yolanda que ponerse los guantes en las manitas , de forma , que cada vez que el sol amanezca por el este , entonces , no necesariamente Yolanda se pondra los guantes en las manitas , ya que no existe correlacion , dentro de las asimilaciones que de Silvia ha podido tomar Yolanda , de que exista correlacion entre llevar guantes y que el sol amanezca por el este .

- 2.6.1.2) **Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo** mas correlacionadas o mas representantivas , y aquellas otras menos correlacionadas y menos representantivas

De todas las Correlaciones Promedio Minimas de Sesgo de Sujetos u Opciones que tenemos , ahora habria que decidir cuales de todas las correlaciones presentes son mas correlacionadas , es decir, serian las Correlaciones Promedio Minimas de Sesgo de Sujetos u Opciones mas representantivas , y cuales de las correlaciones presentes son menos correlacionadas , para lo cual lo que se hara es lo siguiente : las Correlaciones Promedio de Minimo Sesgo de Sujetos u Opciones que sean inferiores a la Correlacion Promedio de Minimo Sesgo total , sera las Correlaciones Promedio de Minimo Sesgo de Sujetos u Opciones mas correlacionadas , es decir , mas representativas . Y por tanto aquellas Correlaciones Promedio de Minimo Sesgo de Sujeto u Opcion que sea superior a la Correlacion Promedio de Minimo Sesgo Total , seran las Correlaciones Promedio de Minimo Sesgo de Sujeto u opcion menos

correlacionadas y por tanto menos representantivas , tal como se expone en el siguiente cuadro :

Sujeto u Opcion	Correlacion Promedio de Minimo Sesgo de Sujeto u Opcion	**Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo** Contraste de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion con respecto Correlacion Promedio de Minimo Sesgo Total
Que amanezaca el sol por el este	0,1025	- 0,0542- 0,1025 = **- 0,0483** **No es muy correlacionada , es muy poco representativa**
Que haya rocio en las plantas	0,0448	0,0448-0,0542 = **0,0093** **Si es muy correlacionada , es muy representativa**
El termometro marca 0º	0,0357	0,0542- 0,0357= **0,0185** **Si es muy correlacionada , es muy representativa**
Hay nubes por la mañana	0,054	0,0542 – 0,054 = **0,0002**

		Si esta muy correlacionada , es muy representantiva
Hay nubes por la tarde	0,0357	0,0542-0,0357= **0,0185** **Si es muy correlacionada , es muy representativa**
Llueva	0,054	0,0542-0,054= **0,0002** **Si es muy correlacionada , es muy representantiva**
Silvia lleve anorak	0,0421	0,0542-0,0421= **0,0121** **Si es muy correlacionada , es muy representantiva**
Silvia riegue las plantas	0,0421	0,0542-0,0421= **0,0121** **Si es muy correlacionada , es muy representativa**
Silvia lleve paraguas	0,0595	0,0542-0,0595= **- 0,0053** **No es muy correlacionada , no es muy representativa**
Silvia encienda la calefaccion	0,0467	0,0542-0,467= **0,0075** **Si es muy correlacionada , si es muy representantiva**

Silvia corre las cortinas	0,0898	0,0898-0,0542= **- 0,0356** **No es muy correlacionada , no es muy representantiva**
Silvia lleva guantes	0,0467	0,0542-0,0467= **0,0075** **Si es muy correlacionada , si es muy representantiva**

- 2.6.1.2.1)Que ha aprendido Yolanda de los Niveles de Representatividad Correlacional :

  - 2.6.1.2.1.1) El Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo de que el sol amanezca por el este no es muy correlacionada y no es muy representantivo . Yolanda ha asimilado que el hecho de que el sol amanezca por el este no es realmente muy sustancialmente representativo dentro del modelo de asimilaciones , por medio de la probabilidad , que Yolanda esta realizando de la correlacion entre el comportamiento de Silvia en funcion del comportamiento climatico . El hecho de que el sol amanezca por el este no es realmente muy representantivo dentro del modelo matematico , por el cual Yolanda esta desarrollando una serie de asimilaciones , dentro del proceso de aprendizaje que esta elaborando. La escasa representatividad del sol dentro del modelo se aprecia en que el Nivel de Representatividad Correlacional de Minimo Sesgo del sol es muy bajo. Por tanto Yolanda podria hacer un modelo del comportamiento de Silvia correlacionado con el comportamiento climatico en el cual el sol no se tuviera en cuenta , es decir , la variable de que el sol amanezca por el este podria ser no seleccionada en proximos estudios de aprendizaje , que sobre la correlacion del comportamiento de Silvia con el comportamiento climatico , pudiera desarrollar Yolanda en proximas ocasiones .

- 2.6.1.2.1.2) El Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo de que Silvia lleve paraguas es poco representantivo y poco correlacionado , al igual que el Nivel de Representatividad de Sesgo Minimo de que Silvia corra las cortinas por las mañanas tampoco es algo que este muy correlacionado , de forma que Yolanda podria no seleccionar la variable de que Silvia lleve paraguas o la variable que Silvia corra las cortinas en proximos estudios , de correlacion comportamental de Silvia con el comportamiento climatico . Ahora bien , en este sentido , algo tan importante para la salud de cualquier ser humano como es llevar un paraguas cuando llueve , que en este modelo que Yolanda ha desarrollado , la variable que Silvia lleve paraguas , sera una variable poco representantiva quizas pueda ser un problema derivado de una deficiente especificacion de dicho comportamiento dentro del modelo , al igual que el problema de que , anteriormente , regar las plantas del jardin se correlacionada con que el termometro marque 0º o que haya nubes por la tarde podria ser un problema debido a una escasa especficacion del comportamiento de Silvia en dichas situaciones , y este problema se podria resolver mediante definir adecuadamente los aprendizajes que queremos que el robot o el ciborg , o el sistemas cibernetico-electronico que se este diseñando , pueda hacer . De otra parte , es importante señalar que precisamente , al haberse demostrado el Nivel de Representatividad Correlacional de Minimo Sesgo de que el sol amanezca por el este como una variable poco correlacionada y poco representativa , igualmente , la variable de que Silvia corra las cortinas de las ventanas tambien se demuestra como variable cuyo Nivel de Representatividad Correlacional de Minimo Sesgo es muy bajo , por lo que existe una total coherencia dentro del modelo matematico , al descartar como representativo que el sol amanezca por el este al igual que se descarta como representativo que Silvia corra las cortinas , por lo que existe coherencia en este aspecto dentro del modelo , y esta coherencia valida el modelo matematico .

- 2.6.1.2.3) El Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo de todas las demas variables esta dentro de lo muy correlacionado , y esta dentro de lo muy representativo , por lo que , en proximos estudios que hiciera Yolanda se podrian incluir todas las variables que , en el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo, han dado como resultado estar incluidas dentro de lo muy correlacionado y muy probable : que haya rocio en las plantas por la mañana , que el termometro marque 0º , que haya nubes por la mañana , que haya nubes por la tarde , que haya llovido , que Silvia lleve anorak , que Silvia haya regado , que Silvia encendiera la calefaccion , que Silvia se ponga guantes en las manitas ; todas estas variables ahora mismo enunciadas y cuyo Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo esta dentro de lo muy correlacionado y muy representantivo , son variables que Yolanda estudiara con especial interes cuando haga estudios posteriores .

2.6.2) Correlacion de Similitud : Correlacion Promedio de Similitud del Sujeto u Opcion y Correlacion Promedio de Similitud Total

Tal como he explicado anteriormente , el hecho de que el comportamiento de un fenomeno A sea la base que determine el comportamiento de un fenomeno correlacionado B , se puede estudiar a partir de que , si siempre que suceda A entonces debe sucederse B , esto implica que la frecuencia de B depende la frecuencia de A , por lo cual , si la probabilidad empirica estudia cual es la frecuencia relativa dividida entre la frecuencia total de una muestra , y tenemos dos muestras en las que existen elementos en una muestra B que tienden a correlacionarse con los de otra mustra A , estas correlaciones entre llos sujetos u opciones presentes en la muestra B con respecto la mustra A , son correlacions que se pueden estudiar a traves de la Correlacion de Sesgo Minimo de probabilidades empiricas , la Correlacion de Minimo Sesgo de Probabiliades Empiricas de Registro, la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujetos u Opciones y la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , para posteriormente tambien poder obtenerse el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo a partir de considerar como mas correlacionados o mas representantivos aquellas Correlaciones Promedio de Minimo Sesgo de Sujeto u Opcion que sean inferiores a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total . Esto qu acabo de exponer seria una forma de estudio de las multiples correlaciones presents entre una muestra B y una muestra A , ahora bien , tambien puede existir otra forma de estudiar dichas correlaciones , y es por medio de la Correlacion de Similitud de las probabilidades empiricas : mayor correlacion a mayor proximidad a cero en el logaritmo , obtenido , de dividir la probabilidad empirica de un sujeto u opcion entre la probabilidad empirica de otro sujeto u opcion ; y por tanto la Correlacion de Similitud de Probabildiades Empiricas de Registro , en donde : mayor correlacion a mayor proximidad a cero en el logaritmo , obtenido , de dividir la probabilidad empirica de regustro de un sujeto u opcion entre la probabilidad empirica de registro de otro sujeto u opcion . Y por tanto del calculo de todas las Correlaciones de Similitud de Probabilidades Empiricas de Registro , del sumatorio de cuantas correlaciones de este tipo un sujeto u opcion pueda mantener con otros sujetos u opcion y promediado entre el numero de correlaciones habidas , podemos asi por tanto obtener la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion .. No guardo la mas minima duda , de que algun dia , la Asimilacion y Probabilidad , no solo va a suponer una revolucion tecnologica en el campo de la Inteligencia Artificial , en mi opinion , y lo digo sinceramente , Asimilacion y Probabilidad va a sentar las bases de las matematicas , del siglo XXI y del tercer milenio despues de Cristo , como un ensayo matematico que sigue profundizando en muchas de mis investigaciones anteriores , y en Asimilacion y

Probabilidad sigo realizando importantes descubrimientos matematicos , de gran relevancia en la ciencia en general , descubrimintos matematicos que ya habia iniciado en Probabilidad y Decision , y en Intuicion y Probabilidad

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidad

(Capitulo 3)

XXX ejecutan la tortura contra mi persona bajo responsabilidad del XXX . La tortura que sufro ultimamente es: mientras escribo me ponen ruidos de respiraciones de otras personas , cuando tengo que hacer algun calculo matematico me aplican ruidos de baja intensidad pero insistentes, y , en los microfonos que XXX contra mi persona usa para torturarme , ruidos que cambian de tono y volumen como ritmos musicales , en unos momentos tengo un ritmo musical distinto en cada oido y en otros momentos el ritmo musical de cada oido esta sincronizado o es parecido . Al ir a dormir me torturan con la respiracion , ponen un ruido cuando finalizo la espiracion del aire , y cuando termino de inspirar otro ruido . Las torturas en relacion a mi respiracion la estan aplicando desde la madrugada del 3 de febrero, y las torturas de cambiar de tono me las aplican desde que la ministra de exteriores española hizo el ridiculo en el Consejo de Seguridad de Naciones Unidas . Pido a la comunidad internacional que aribitren politicas contra XXX , y ruego a la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que pueda tener mientras escribo , y ruego vigilen por la seguridad de mi familia y de mis descubrimientos matematicos .

1º) Correlacion de Similitud , Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , Correlacion Promedio de Similitud Total , y Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud

La logica formal se establece en el supuesto de la direccionalidad logica entre una causa y un efecto , dicho supuesto de direccionalidad logica se establece desde la premisa por la cual : si B es efecto de A , luego A es causa de B , siempre que ocurra A neceseriamente implica la ocurrencia de B , o dicho con otras palabras , siempre que ocurra B es porque a priori ha ocurrido A . Esto supuesto se establece sobre la proposicion logica por la cual se afirma que : " A entonces B" , siendo siempre B posterior a A , y siendo siempre A anterior a B . Esta proposicion formal logica en terminos de probabilidad , la podemos interpretar de la siguiente forma : si la ocurrencia de A determina la ocurrencia de B , entonces la ocurrencia de B depende de la ocurrencia de A , si la frecuencia de la ocurrencia de B depende de la frecuencia de la ocurrencia de A , esto implicaria que la probabilidad empirica de B en virtud por la cual la probabilidad empirica de B seria igual a la frecuencia relativa de B dividido entre la frecuencia total , seria una probabilidad empirica que deberia tener un gran parecido a la frecuencia de A , puesto que la frecuencia de A es igual a la frecuencia relativa de A dividido entre la frecuencia total , de manera que si la frecuencia relativa de B depende o esta determinada con respecto la frecuencia relativa de A , esto implicaria que la probabilidad empirica de B debe ser muy similar a la probabilidad empirica de A . Si se supone bajo la logica formal proposicional que siempre que ocurra A entonces necesairamente ocurre B , esto debe suponer tambien que la frecuencia de B es similar a la frecuencia de A , de forma que si la relacion logica existente entre efecto y causa es una relacion logica que matematicamente se estudia a traves de las correlaciones entre fenomenos , o mas en concreto , la relacion matematica entre dos fenomenos , un fenomeno como factor causal , y otro fenomeno como efecto , entonces , la correlacion matematica entre la causa y el efecto debe establecerse sobre la correlacion existente entre el comportamiento del fenomeno causal con el comportamiento del fenomeno que se supone efecto . De esta forma si la ocurrencia del efecto depende de la ocurrencia de la causa , la mejor forma de estudiar la correlacion que pueda existir entre un efecto y su casa , es estudiando la similitud de ocurrencia de la frecuencia que presenta el comportamiento del fenomeno atribuido como causal con respecto a la frecuencia que presenta al comportamiento del fenomeno atribuido como efecto . La forma de estudiar estas correlaciones , desde la logica de Asimilacion y Probabilidad , es por medio de usar para tal fin las formulaciones matematicas de la Correlacion de Sesgo Minimo, y las formulaciones matematicas de la Correlacion de Similitud . Si la frecuencia del efecto es similar a la frecuencia de la causa , entonces , si obtenemos la diferencia de la diferencia del efecto con respecto la diferencia de la causa , normalmente , esta diferencia tendera a

cero , es decir , la diferencia de las frecuencias de una causa y su efecto tenderan a Probabilidad Imposible , y este estudio lo podemos hacer por medio de obtener la Correlacion de Sesgo Minimo de las probabilidades empiricas o la Correlacion de Sesgo Minimo de Probabilidad Empirica de Registro , por medio de : probabilidad empirica de la causa restada a probabilidad empirica del efecto , o viceversa dado que normalmente usare los resultados obtenidos en valores absolutos , ya que normalmente no suelo tener en cuenta el signo salvo en excepciones en donde primeramente lo comunicare , en cualquier caso , en el caso de Asimilacion y Probabilidad , para la creacion de Aprendeizaje Artificial en el marco de la Afectividad Artificial , este proceso se realizara por medio de obtener la diferencia de la probabilidad empirica de registro de un fenomeno con respecto la probabilidad empirica de reigstro de otro fenomeno , si la diferencia de las probabilidades empiricas de registro es tendente a cero , es decir , si la diferencia de las probabilidades empiricas de registro de dos fenomenos son muy proximas a Probabilidad Imposible , entonces se entendera que ambos fenomenos son fenomenos muy correlacionados . En el caso contrario , es decir que , las probabilidades empiricas de registro de ambos fenomenos distan mucho de ser cero , es decir , distan mucho de la Probabilidad Imposible , entonces se estimara como muy poco correlacionados a ambos fenomenos , ambos fenomenos se consideraran como fenomenos poco correlacionados . La maxima correlacion entre dos fenomenos , es que ambos fenomenos tengan una diferencia de sus probabilidades empiricas , o ambos fenomenos fenomenos tengan una diferencia de sus probabilidades empiricas de registro , igual a cero . Si la diferencia de las probabilidades empiricas de dos fenomenos es igual a Probabilidad Imposible , entonces se entendera que ambos fenomenos tienen el maximo de Correlacion Posible , ya que el cero es la correlacion maxima posible . Esto lo podemos estudiar por medio de la Correlacion de Sesgo Minimo, que es la diferencia de las probabilidades empiricas , o probabilidades empiricas de registro , en donde mas correlacion a mas proximidad a cero , siendo cero la maxima correlacion posible , en donde , a partir de sumar todas las Correlaciones de Sesgo Minimo que un sujeto u opcion puede tener y promediarlas entre el numero de diferencias realizadas se obtiene la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , la cual se cotrasta con la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total que es el promedio del sumatorio de todas las Correlaciones de Sesgo Minimo dentro de un modelo matematico dado y promediando el sumatorio al dividirlo entre todas las diferencias realizadas . En el contraste , se considerara siempre que , una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de un Sujeto u Opcion que sea inferior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo total , sera una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de un Sujeto u Opcion muy correlacionada y muy representantiva dentro del modelo matamatico , siendo asi la diferencia , que pueda tener dicha Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion inferior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo. E igualmente , cuando el Nivel de Representatividad

Correlacional de Sesgo Minimo obtenido al hacer la diferencia de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de un Sujeto u Opcion con respecto la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , se obtene que el Nivel de Representantividad Correlacional de Minimo Sesgo es superior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , entonces dicho Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo, sera un Nivel de Representantividad Correlacional de Sesgo Minimo muy poco correlacionado y muy poco representativo en el modelo matematico . Unicamente cuando en el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion sea inferior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , se podra considerar que dicho Nivel de Representantividad Correlacional de Sesgo Minimo es un Nivel de Representatividad Correlacional de Minimo Sesgo muy correlacionado y muy representantivo , y es muy importante que las variables de las que dependa dicho Nivel de Representatividad Correlacional de Minimo Sesgo muy correlacionado y muy representantivo , son variables muy correlacionadas y muy representantivas que siempre deberan ser tenidas en cuenta en el modelo matematico que se haga . Ahora bien , este mismo proceso de estudio correlacional a partir de buscar la minima diferencia , en la diferenciacion entre probabilidades empiricas de registro como señal de que a menor diferencia entre las probabilidades empiricas de registro entonces mayor correlacion existente entre las variables , es un estudio que tambien se puede hacer por otro procedimiento paralelo y similar , se puede hacer por medio de la Correlacion de Similitud . Se define como Correlacion de Similitud al logaritmo del cociente obtenido al dividir una probabilidad empirica entre otra probabilidad empirica , en donde si dicho logaritmo se aproxima mucho a cero , esto significara que las variables a las cuales pertenecian dichas probabilidades empiricas , son variables muy correlacionadas al ser muy similares . Igualmente , la Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , que es el logaritmo obenido de dividir una probabilidad empirica de registro entre otra probabilidad empirica de registro , de modo que si el logaritmo del resultado del cociente entre ambas probabilidades empiricas de registro son muy proximas a cero , se considerara que las variables a las que pertenecieran dichas probabilidades empiricas de registro , son variables muy correlacionadas . Igualmente tambien se puede obtener la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , el cual sera igual al sumatorio de todas las Correlaciones de Similitud que pueda tener un sujeto dividido entre el numero de logaritmos de cocientes obtenidos . Como ejemplo del proceso a seguir en el estudio de la Correlacion de Similitud , hacer un estudio de Correlacion de Similitud entre el comportamiento de Silvia , amiga de Yolanda , y el comportamiento climatico en una semana invernal , porque Yolanda quiere aprender como debe compartarse cuando el clima es invernal , para lo cual Yolanda usara la Asimilacion y Probabilidad para hacer las asimilaciones necesarias en su proceso de aprendizaje de comportamientos imprescindibles cuando el crudo invierno se desata . Yolanda ha tomado una serie de observaciones , que ha registrado y codificado , del

comportamiento de Silvia cuando el clima se comporta de forma invernal , y Yolanda quiere buscar las correlaciones mas importantes entre el comportamietno de Silvia según el comportamiento climatico en invierno , para asi Yolanda aprender como debe comportarse cuando llega el frio y la lluvia .

1.1) Correlacion de Similitud del comportamiento de Silvia según el comportamiento climatico

Corre-lacion de Similitud	Salio el Sol por el este 0,2692	Hubo rocio por la mañana 0,1922	El termometro marco 0º 0,1538	Hubo Nubes por la mañana 0,1153	Hubo Nubes por la tarde 0,1538	Llovio 0,1153	Corre-lacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion
Silvia se puso el anorak 0,1428	Log(10) (0,2692: 0,1428)= **0,2753** **poca corre lacion**	Log(10) (0,1922: 0,1428)= 0,129	Log(10) (0,1538: 0,1428)= **0,0322** **mucha corre lacion**	Log(10) (0,1153: 0,1428)= 0,0928	Log(10) (0,1538: 0,1428)= **0,0322** **mucha corre-lacion**	Log(10) (0,1153: 0,1428)= 0,0928	0,6543:6 = **0,109** **Corre-lacion Promedio de Similitud de que Silvia lleve anorak**

Silvia rego el jardin 0,1428	Log(10) (0,2692: 0,1428)= **0,2753** **poca correlacion**	Log(10) (0,1922: 0,1428)= 0,129	Log(10) (0,1538: 0,14289 = **0,0322** **mucha correlacion**	Log(10) (0,1153: 0,1428)= 0,0928	Log(10) (0,1538: 0,1428)= **0,032** **mucha correlacion**	Log(10) (0,1153: 0,1428)= 0,0928	0,6543:6 = **0,109** **Correlacion Promedio de Similitud de que Silvia riegue el jardin**
Sivia uso el paragua s 0,1071	Log(10) (0,2692: 0,1071)= **0,4002** **poca correlacion**	Log(10) (0,1922: 0,1071)= 0,2539	Log(10) (0,1538: 0,1071)= 0,1571	Log(10) (0,1153: 0,1071)= **0,032** **mucha correlacion**	Log(10) (0,1538: 0,1071)= 0,1571	Log(10) (0,1153: 0,1071)= **0,032** **mucha correlacion**	1,0323:6 = **0,172** **Correlacion Promedio de Similitud de Silvia llevando paraguas**
Silvia puso la	Log(10)	Log(10)	Log(10)	Log(10)	Log(10)	Log(10)	0,7193:6 =

calefaccion 0,1785	(0,2692: 0,1785)= 0,1784	(0,1922: 0,1785)= **0,0321** **mucha correlacion**	(0,1538: 0,1785)= 0,0646	(0,1153: 0,1785)= **0,1898** **poca correlacion**	(0,1538: 0,1785)= 0,0646	(0,1153: 0,1785)= **0,1898** **poca correlacion**	**0,1198** **Correlacion Promedio de Similitud de que Silvia encienda la calefaccion**
Silvia corrio las cortinas 0,25	Log(10) (0,2696: 0,25)= **0,0327** **mucha correlacion**	Log(10) (0,1922: 0,25)= 0,1141	Log(10) (0,1538: 0,25)= 0,2109	Log(10) (0,1153: 0,25)= **0,3361** **poca correlacion**	Log(10) (0,1538: 0,25)= 0,2109	Log(10) (0,1153: 0,25)= **0,3361** **poca correlacion**	1,2408:6 = **0,2068** **Correlacion Promedio de Similitud de Silvia corriendo las cortinas**
Silvia se puso los guantes 0,1785	Log(10) (0,2696: 0,1785)= 0,1784	Log(10) (0,1922: 0,1785)= **0,0321**	Log(10) (0,1538: 0,1785)= 0,0646	Log(10) (0,1153: 0,1785)= **0,1898** **poca**	Log(10) (0,1538: 0,1785)= 0,0646	Log(10) (0,1153: 0,1785)= **0,1898**	0,7193:6 = **0,1198** **Correlacion Promedio de**

		mucha correlacion		**correlacion**		**poca correlacion**	**Similitud de Silvia llevando guantes**
Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion	1,3403:6 = **0,2233** **Correlacion Promedio de Similitud de que el sol amanezca por el este**	0,6902:6 = **0,115** **Correlacion Promdio de Similitud del rocio**	0,5616:6 = **0,0936** **Correlacion Promedio de Similitud de que el termometro marque 0º**	0,9333:6 = **0,1555** **Correlacion Promedio de Similitud de nubes por la mañana**	0,5616:6 = **0,0936** **Correlacion Promedio de Similitud de nubes por la tarde**	0,9333:6 = **0,1555** **Correlacion Promedio de Similitud de que llueva**	**2,3921:36** **Correlacion Promedio de Similitud Total** **0,0664**
Criterio de Selección de Similitud	2,3921:12= **0,19934**						

- 1.1.1) Que ha asimilado Yolanda de las correlaciones del comportamiento de Silvia con el comportamiento climatico durante la semana

    - 1.1.1.1) Que Silvia lleve anorak tiene mucha Correlacion de Similitud de la Probabilidad Empirica de Registro con respecto que el termometro marque cero grados centigrados , de manera que Yolanda ha asimilado que normalmente , cuando el termometro marca cero grados centigrados lo mas frecuente es decidirse por llevar puesto el anorak . Ademas tambien Yolanda ha aprendido , por medio de la asimilacion que acabo de hacer , que normalmente tambien existe una Correlacion de Similitud de Probabilidad Empirica de Registro entre que Silvia lleve el anorak y haya nubes por la tarde , de forma que normalmente Silvia se decidira con mas frecuencia a llevar el anorak cuando haya nubes por la tarde , al existir en este aspecto una Correlacion de Similitud de Probabilidad Empirica de Registro importante . Y tambien Yolanda ha aprendido que , normalmente , el hecho de que el sol amanezca por el este no es indicativo o no obliga o no necesariamente implica , que deba vestirse el anorak , porque no existe una Correlacion de Similitud de Probabilidad Empirica de Registro realmente considerable entre la variable del comportamiento de Silvia de llevar puesto el anorak , con respecto a que el sol amanezca por el este , por lo que Yolanda ha aprendido mediante Asimilacion y Probabilidad , que el hecho de que el sol amanezca por el este no significa que haya que vestir necesariamente el anorak.

    - 1.1.1.2)Que Silvia riegue el jardin tiene mucha Correlacion de Similitud de Probabilidad Empirica de Registro con que el termometro marque cero grados centigrados ,o cuando hay nubes por la tarde , de modo que Yolanda a partir de observar el comportamiento de Silvia al regar las plantas correlacionandose con que el termometro marque cero grados centigrados , o que haya nubes por la tarde , Yolanda ha podido asi asimilar que normalmente lo mas frecuente es dedicirse por regar las plantas cuando el termometro marca cero grados centigrados o cuando hay nubes por la tarde . Ahora bien , todo jardinero es consciente de que regar las plantas cuando hay una temperatura tan baja como cero grados centigrados , podria congelar las plantas , al igual que si hay nubes por la tarde esto podria suponer lluvia y no habria que regar las plantas. Este tipo de situaciones habria que resolverlas a traves de definir mejor los comportamientos o las situaciones en que se dan las correlaciones , a fin de permitir unas correlaciones mas ajustadas a la coherencia de la vida cotidiana . Pero esto seria un simple problema de mejor ajuste de la definicion y por tanto mejorar el registro a partir de hacer una mejor definicion del proceso o comportamiento que se quiere desarrollar con la asimilacion probabilistica . Ademas Yolanda ha aprendido que el hecho de que no es necesario regar las plantas porque el sol amanezca por el este , ya que no hay Correlacion de Similitud de Probabilidad Empirica de Registro entre que Silvia riegue las plantas y que el sol amanezca por el este , de modo que en esta asimilacion Yolanda ha

aprendido que porque el sol amanezca por el este esto no obliga a regar las plantas .

- 1.1.1.3) Cuando llueve Silvia suele utilizar el paraguas , y esto Yolanda lo ha asimilado de Silvia porque en el proceso de asimilacion que Yolanda ha hecho de las correlaciones del comportamiento de Silvia en funcion del comportamiento climatico , Yolanda ha comprobado que hay mucha Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro entre que Silvia coja el paraguas y que este lloviendo , de forma que asi mediante esta asimilacion Yolanda ha aprendido de Silvia que cuando llueve es conveniente decidirse por llevar paraguas .Igualmente tambien Yolanda ha aprendido de Silvia que normalmente cuando hay nubes por la tarde , en virtud de la la gran Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro que Yolanda ha hecho del comportmiento de Silvia en este aspecto , es conveniente tambien utilizar el paraguas , porque el comportamiento de Silvia de llevar paraguas tiene mucha Correlacion de Similitud de Probabilidad Empirica de Registro con que haya nubes por la tarde . E igualmente , tambien ha aprendido Yolanda , que el hecho de que el sol amanezca por el este no obliga necesariamente a llevar paraguas , porque no hay Correlacion de Similitud de Probabilidad Empirica de Registro entre que el sol amanezca por el este y que Silvia lleve paraguas .

- 1.1.1.4) la presencia de rocio tiene mucha Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro con que Silvia encienda la calefaccion , de forma que Yolanda ha aprendido de Silvia , que la existencia de mucha Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empirica de Registro entre que haya rocio y que Silvia encienda la calefaccion , significa que Yolanda debera decidirse frecuentemente por encender la calefaccion cuandohaya rocio , siendo un aprendizaje que Yolanda asi asimila de Silvia . Al igual que al no existir realmente una Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , entre que Silvia encienda la calefaccion y que llueva o haya nubes por la mañana , ha permitido que Yolanda aprenda que si hay nubes por la mañana o llueve , ni la lluvia ni las nubes de la mañana implican que Yolanda deba encender la calefaccion . Yolanda se decidira por encender la calefaccion cuando haya rocio.

- 1.1.1.5) Existe mucha Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro de que el sol amanezca por el este y que Silvia corra las cortinas , de modo que Yolanda ha podido aprender que normalmente , cuando el sol amanece por el este tendra que decidirse con frecuencia por correr las cortinas para que pueda entrar el sol por las mañanas . Asi por tanto Yolanda ha podido aprender de Silvia que normalmente para calentar la casa por las mañanas se corren las cortinas de la ventana para que entre la luz solar , y tambien ha aprendido Yolanda que normalmente cuando lluvia o hay nubes por la tarde , esto no implica que haya que correr las cortinas de las ventanas , porque

normalmente no hay gran Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro de correr las cortinas de las ventanas y que llueva o haya nubes por la mañana , de forma que Yolanda ha asimilado que , cuando haya nubes por la mañana o cuando este lloviendo no necesariamente tendra que correr las cortinas de las ventanas porque es poca la Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro que existen entre correr las cortinas de las ventanas y que haya nubes por la mañana o que llueva .

- 1.1.1.6) Cada vez que Silvia se pone los guantes es porque el termometro indica que la temeperatura es de cero grados centigrados , y esto lo ha aprendido Yolanda para que cada vez que indique el termometro cero grados centigrados pueda Yolanda ponerse los guantes en las manitas para no tener frio . La forma con que Yolanda ha llegado a este aprendizaje , es porque existe mucha correlacion entre que Silvia se ponga los guantes para tener las manitas calentitas , y que el termometro indique cero grados centigrados , y esta gran correlacion la ha podido descubrir Yolanda porque hay mucha Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro entre que Silvia lleve las manitas calentitas en los guantes y que el termometro indique cero grados centigrados . De forma que ahora Yolanda al haber aprendido este comportamiento de Silvia , Yolanda tendera a decidirse por ponerse guantes para tener las manitas calentitas cada vez que el termometro indique cero grados centigrados . Pero tambien ha asimilado Yolanda que cuando llueve o cuando hay nubes por las mañanas no necesariamente debera ponerse los guantes , porque Yolanda ha descubierto que existe poca correlacion entre que llueva o haya nubes por la mañana y que Silvia se ponga los guantes , y Yolanda ha averiguado esto a traves de la poca correlacion que ambas variables presentan en la Correlacion de Similitud de Probabilidades Empiricas de Registro .

- 1.1.2) La forma con que las Correlaciones de Similitud de Probabilidades Empiricas de Registro , obtenidas por la transformacion logaritmica del resultado del cociente de dividir una probabilidad empirica de registro entre aquella cuya correlacion se quiere conocer , ha tenido un resultado en la forma de ordenarse las relaciones entre las variables muy parecido al encontrado al aplicarse , sobre estas mismas variables , la Correlacion de Sesgo Minimo de Probabilidades Empiricas de Registro:

  - 1.1.2.1) Tanto en las Correlaciones de Sesgo Minimo de Probabilidades Empiricas de Registro como en las Correlaciones de Similitud de Probabilidades Empiricas de Registro , el comportamiento de Silvia de vestir anorak , ha tenido mucha correlacion con que el termometro marque cero grados centigrados o que haya nubes por la tarde , al igual que tambien , poca correlacion con que el sol amanezca por el este .

- 1.1.2.2) Tanto en las Correlaciones de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro como en las Correlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , el comportamiento de Silvia de regar las plantas del jardin ha tenido mucha correlacion con que el termometro marque cero grandos centigrados o que haya nubes por la tarde , al igual que tambien , poca correlacion con que el sol amanezca por el este .

- 1.1.2.3) Tanto en las Correlaciones de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empirica de Registro como en las Correlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , el comportamiento de Silvia de llevar paragias ha tenido mucha correlacion con que llueva o que haya nubes por la mañana , al igual que tambien , poca correlacion con que el sol amanezca por el este .

- 1.1.2.4) Tanto en las Correlaciones de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro como en las Correlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , el comportamieto de Silvia de encender la calefaccion se correlaciona mucho con que haya rocio , tambien , , con la excepcion de que , en el caso de las Correlaciones de Similitud de Probabilidades Empiricas de Registro que encienda la calefaccion se correlaciona poco con que llueva o haya nubes por la mañana , y en el caso de las Correlaciones de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro se correlaciona poco con que el sol amanezca por el este.

- 1.1.2.5) Tanto en las Correlaciones de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro como en las Correlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , el comportamiento de Silvia de correr las cortinas para que entre la luz del sol se correlaciona mucho con que el sol amanezca por el este , y se correlaciona poco con que llueva o haya nubes por la mañana .

- 1.1.2.6) Tanto en las Correlaciones de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro como en las Correlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , el comportamiento de Silvia de llevar guantes se correlaciona mucho con que haya rocio , y en el caso de las Correlaciones de Probabilidades Empiricas de Registro que Silvia lleve guantes se correlaciona poco que haya nubes por la mañana o llueva , mientras que en el caso de las Correlaciones de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro que Silvia lleve guantes se correlaciona poco con que el sol amanezca por el este .

- 1.1.3) El hecho de que existan tan claras similitudes entre las Correlaciones de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro como en las Correlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , salvo algunas escepciones , es una regularidad matematica que facilita el uso y manejo de estas tecnicas matematicas que , yo mismo , he descubierto , siendo de gran utilidad para la creacion de Aprendizaje Artificial .

1.2) Nivel de Representantividad Correlacional de Similitud

El proceso de Nivel de Representatividad Correlacion de Similitud hay que hacerlo de una forma diferente al Nivel de Representatividad Correlacion de Sesgo Minimo , ya que , la Correlacion Promedio de Similitud Total resulta ser un criterio tan exigente que rechaza todoas las Correlaciones Promedio de Similitud de los Sujetos u Opciones .

- **Criterio de Selección de Similitud = sumatorio de todas las Correlaciones de Similitud de Probabilidades Empiricas de registro dividido entre el numero de sujetos u opciones**

- **Nivel de Representantividad de Correlacion de Similitud = diferencia entre el Criterio de Selección de Similitud con respecto una Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , si la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion es inferior al Criterio de Selección de Similitud entonces la variable asociada a dicha Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion sera un sujeto u opcion muy correlacionado y muy representantivo , en caso de no cumplirse lo enunciado , es decir , que la Correlacion Promedio de Similitud del Sujeto u Opcion correspondiente sea superior a al Criterio de Selección de Similitud entonces dicho sujeto u opcions era poco correlacionado y poco representantivo.**

Σ = 2,3921

Nº de sujetos u opciones = 12

Criterio de Selección de Similitud = 2,3921 : 12 = 0,1993

Sujeto u Opcion	Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion	Nivl de Representantividad Correlacional de Similitud
El sol amanezca por el este	0,2233	0,1993 – 0,2233 = **- 0,024** **No es muy correlacionado , es poco representantivo**
Haya rocio por la mañana	0,115	0,1993-0,115= **0,0843** **Si es muy correlacionado , es muy representativo**
El termometro marque 0º	0,0936	0,1993-0,0936= **0,1057** **Si es muy correlacionado , es muy representantivo**
Haya nubes por la mañana Hay nubes por la tarde	0,1555 0,0936	0,1993-0,1555= **0,0438** **Si es muy correlacionado , es muy representantivo** 0,1993-0,0936= **0,1057**

		<u>Si es muy correlacionado , es muy representantivo</u>
Llueva	0,1555	0,1993-0,1555= **<u>0,0438</u>** **<u>Si es muy correlacionado , es muy representantivo</u>**
Silvia lleve anorak	0,109	0,1993 –0,109**<u>= 0,0903</u>** **<u>Si es muy correlacionado ,</u>** **<u>Es muy representativo</u>**
Silvia riegue las plantas del jardin	0,109	0,1993-0,109 = **<u>0,0903</u>** **<u>Si es muy correlacionado , es muy representativo</u>**
Silvia use paraguas	0,172	0,1993-0,172= **<u>0,0273</u>** **<u>Si es muy correlacionado , es muy representativo</u>**
Silvia encienda la calefaccion	0,1198	0,1993-0,1198 = **<u>0,0795</u>** **<u>Si es muy correlacionado , es muy representantivo</u>**
Silvia corra las cortinas	0,2068	0,1993-0,2068= **<u>- 0,0075</u>**

		<u>No es muy correlacionado , no es representativo</u>
Silvia use guantes	0,1198	0,1993-0,1198= **<u>0,0795</u>** **<u>Si es muy correlacionado , es muy representativo</u>**

- 1.2.1)Que ha aprendido Yolanda de los Niveles de Representatividad Correlacional de Similitud

  - 1.2.1.1) Las unicas variables que han sido consideradas con un Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud no correlacionados , y como no representativos , en funcion de la comparacion del Criterio de Selección de Similitud , que es igual al sumatorio de todas las Corrlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro dividido entre el numero de sujetos u opciones , y constrastando el Criterio de Selección de Similitud con respecto las Correlaciones Promedio de Similitud de los Sujetos u Opciones , obteniendose de este modo el Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud , considerandose como como poco representantivo y poco correlacionado que una Correlacion Promedio de Similitud de un Sujeto u Opcion sea superior al Criterio de Selección de Similitud ,las variables consideradas como no correlacionadas y no representantivas han sido las variables siguientes : en los aprendizajes conceptuales el conocimiento de que el sol salga por el este no ha sido considerado muy correlacionado con respecto el comportamiento de Silvia en funcion del comportamiento climatico , y por tanto el hecho de que el sol salga por el este no es considerado como un fenomeno climatico que correlacione sustancialmente con el comportamiento de Silvia en funcion del clima . De esta forma en proximos estudios se podria descartar la variable del amanecer solar por el este como variable a incluir en el estudio . Igualmente en los aprendizajes comporamentales de Silvia que ha hecho Yolanda , Yolanda ha asimilado que el comportamiento de Silvia de correr las ventanas por las mañanas para que pueda entrar la luz por las ventanas , no es un comportamiento correlacionado ni es un comportamiento representativo , ya que la Correlacion Promedio de Similitud de correr las ventanas es superior al Criterio de Selección de Similitud , y por tanto el comportamiento de correr las ventanas podria descartarse en otros estudios a incluir en el modelo matematico.

- 1.2.1.2) Siendo el Criterio de Selección de Similitud igual a la dividir entre el numero de sujetos u opciones el sumatorio de las Correlaciones Promedio de las Probabilidades Empirica de Registro , y considerandose como variables correlacionadas aquellas que estan asociedas a las Correlaciones de Promedio de Similitud de Sujetos u Opciones que son inferiores al Criterio de Selección de Similitud , en virtud del cual toda Correlacion Promedio de Similitud de Sujetos u Opciones inferior al Criterio de Selección de Similitud tendra un Nivel de Representantividad Correlacional de Similitud muy correlacionado y muy representativo , se establece a partir de los datos anteriores , que las siguientes variables si estan muy correlacionadas , y si son muy representativas del modelo matematico realizado , las variables cuyo Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud es muy representantivo y muy correlacionado son las siguientes : que haya rocio por las mañanas , que el termometro marque cero grados centigrados , que haya nubes por la mañana , que haya nubes por la tarde , que llueva , que Silvia coja el anorak , que Silvia riegue el jardin , que Silvia use el paraguas , que Silvia encienda la calefaccion , y que Silvia se ponga los guantes para tener las manitas calentitas . Todasestas variables en virtud del contraste realizado en el Nivel de Representatividad Corrlacional de Similitud , que poseen una Correacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion inferior al Criterio de Selección de Similitud , deberan siempre ser tenidas en cuenta en cualquier modelo matematico , sobre la correlacion del comportamiento de Silvia según el comportamiento climatico , se haga

- 1.2.2) Similitudes y diferencias entre los resultados del Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo y el Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud :

  - 1.2.2.1) En base a que de haber intentado calcular el Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud usando en el contraste la Correlacion Promedio de Similitud Total hubiera sido utilizar un criterio demasiado exigente , en funcion de que niguna Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion hubira sido inferior a la Correlacion Promedio de Similitud Total , de modo que todas las variables hubieran sido descartadas del modelo matematico , siendo este un problema necesariamente a resolver , he convenido una formulacion alternativa , siendo la formulacion del Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud ya de pro si una diferencia con respecto al Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo . Mientras en el Nivel de Representantividad Correlacional de Sesgo Minimo se usa como criterio el hecho de que cualquier Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion que sea inferior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , ya por cumplir este requisito , se consideraria dicha Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto o Opcion como muy correlacionada y muy representativa , o de lo contrario , de no cumplirse esta caracteristica de inferioridad , es decir , de haber sido superior se consideraria poco correlacionado y poco representantivo , en el caso del Nivel de Representantividad Correlacional de Similitud se ha obrado de forma totalmente altenativa . El criterio usado en el Nivel de Representantividad

Correlacional de Similitud ha sido el Criterio de Selección de Similitud que es igual al sumatorio de todas las Correlaciones de Similitud de Probabilidades Empiricas de Registro dividido entre el numero de opciones y sujetos . Unicamente se han considerado como Correlaciones Promedio de Similitud de Sujetos u Opciones muy correlacionadas y representantivas , aquellas que han sido inferiores al Criterio de Selección de Similitud . Y no se han considerado correlacionadas ni representativas aquellas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opciones superiores al Criterio de Selección de Similitud .

- 1.2.2.2) A pesar de las diferencias en la forma del calculo del Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo y del Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud , se han obtenido resultados muy parecidos en algunos casos salvo con alguna excepcion :

  - 1.2.2.2.1) Tanto en el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo como en el Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud , ha resultado que el hecho de que el sol amanezca por el este y que Silvia corra las cortinas para que entre la luz por las ventanas , no son variables correlacionadas ni son variables representantivas .

  - 1.2.2.2.2) La excepcion es que , en el Nivel de Representantividad Correlacional de Sesgo Minimo se considera como una variable poco correlacionada y poco representativa al comportamiento de Silvia de llevar paraguas cuando llueve , mientras por el contrario , en el el Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud si se considera que es muy correlacionado y muy representativo que Silvia use paraguas cuando llueve .

  - 1.2.2.2.3) Tanto en el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo como en el Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud , ha resultado que si son variables muy correlacionadas y muy representantivas las siguientes : que haya rocio por las mañanas , que el termometro marque cero grados centigrados , que haya nubes por la mañana , que haya nubes por la tarde , que llueva , que Silvia lleve anorak , que Silvia riegue el jardin , que Silvia encienda la calefaccion y que Silvia use guantes para tener las manitas calentitas.

- 1.2.3) El hecho de que usando el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo y el Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud se obengan resultados tan identicos salvo en unas excepciones ocasionales , es prueba de que : el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo y el Nivel de Representatividad de Similitud son tecnicas matematicas que mantienen ciertas

regularidades matematicas , y como siempre he afirmado , la presencia de regularidades matematicas en las formulaciones matematicas que se hicieren son siempre ventajas en la construccion de tecnicas matematicas avanzadas , al permitir tener mas puntos de vista sobre la ocurrencia de sucesos en el espacio y el tiempo en los cuales poder contrastar resultados , al mismo tiempo que el hecho de que existan algunas excepciones en donde , por ejemplo , que Silvia use el paraguas sea valorado de forma distinta en cada tecnica matematica , son elementos que pueden servir de complementariedad en las estimaciones matematicas .

Aun asi , en la investigacion sobre como Yolanda aprende de Silvia la correlacion del comportamiento de uno mismo en funcion del comportamiento del clima , todavia es necesario obtener las Puntuaciones Logaritmicas de las correlaciones . Asi como , hasta el momento : Yolanda ha aprendido de Silvia los comportamientos de higiene y aseo personal , y tambien Yolanda ha aprendido de Silvia como comportarse uno mismo según el clima que haga , pero tambien Yolanda debe aprender de Silvia normas morales y eticas basicas para lo cual en el capitulo 5º hare un ejemplo de una muestra sobre comportamientos sociales de Silvia observados y asimilados por Yolanda en donde haya elementos de componente etico-moral , para asi poder hacer una Inteligencia en Argol de Asimilacion y Probabilidad , dentro del Aprendizaje Artificial , que pueda tener cierta complejidad en su formulacion interna , ya que si bien partir de formulaciones sencillas siempre es ventajoso , en la aplicación practica de cualquier formulacion siempre es necesario tener en cuenta las situaciones complejas .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidad

(Capitulo 4º)

.Antes de empezar quiero aclarar que la forma con que he bautizado y quiero que asi pase a la historia el nombre que di a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion es con este nombre y quiero que asi pase a la historia , quiero dejar este aspecto bien claro porque debido a que paso muchas horas escribiendo a menudo los nombres suelo modificarlos cuando llevo muchas horas haciendo calculos , y es evidente que a menudo se tiende a intentar reducir las explicaciones cambiando los nombres de las cosas . Cualquier discusion sobre este aspecto suscitada en el capitulo segundo de este ensayo ya lo he corregido , es importante que los nombres con que yo bautizo las formulas sean inalterables porque en el futuro puedo hacer mas formulas matematicas , y no quiero que se confundan los nombres de las formulas entre si .Cada formula tiene un nombre y debe ser inalterable . La comunidad internacional debe comprender que el ritmo de investigaciones matematicas que me he propuesto para este año es muy intenso , sufriendo ademas tortura . XXX es un violador de los derechos humanos al igual que Teodoro Obiang , al igual que XXX es un violador de los derechos humanos , y la comunidad internacional debe hacer politicas internacionales contra el XXX . Es necesario defender la legalidad internacional castigando al XXX , para asi tambien poder hacer que las victimas podamos resistir en nuestra lucha por lo que pido a la comunidad internacional que

vele por nuestra seguridad , y pido a la comunidad internacional que vele por la seguridad de mis descubrimientos matematicos. El capitulo de hoy sera muy importante , XXX

1º) Puntuacion Logaritmica Correlacional de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y Puntuacion Logaritmica Correlacional de Similitud de Sujeto u Opcion

Si A entonces B , esto significa que la frecuencia de la ocurrencia de B debe ser , en teoria , directamente proporcional a la de A , y si la frecuencia de la ocurrencia de B es directamente proporcional a la frecuencia de la ocurrencia de A , esto significa que la frecuencia de B debe ser muy similar a la frecuencia de A , y si la frecuencia de A y la frecuencia de B son muy similares , esto significa que si realiza la diferencia de la frecuencia de A con respecto de B , entonces , la diferencia de la frecuencia de los factores A y B tendera a cero , ya que si la frecuencia de B es similar a la de A , entonces , B tendera a tener la misma frecuencia de A , por lo que si B tiene la misma frecuencia de A , es decir , que la frecuencia de B sea identica a la frecuencia de A , entonces , la diferencia entre A y B teniendo ambos identicas frecuencias debera ser una diferencia igual a cero , es decir , la diferencia entre A y B debe ser una diferencia que tienda a Probabilidad Imposible . Si la frecuencia de B depende de la frecuencia de A , y en el estudio de la Probabilidad Imposible de las diferencias de A y B se constata que la diferencia entre ambos factores A y B tiende a cero , entonces se afirmara que los factores A y B son factores correlacionados al tener una tendencia a identica frecuencia , de forma que la diferencia de los valores identicos es igual a cero , o al menos la frecuencia de factores que tienden a ser identicos es una difrencia que tiende a aproximarse a cero , es decir , la diferencia de los factores que tienden a tener frecuencias identicas al depender la frecuencia de un factor atribuible como efecto , B , del factor causal , A , hace que la frecuencia de B tiende a ser identica a la frecuencia de A , de forma que la diferencia tendente a cero de las frecuencias de ambos factores sera interpretado como existencia de correlacion entre los factores A y B estudiados . El estudio correlacional en la Probabilidad Imposible es el estudio de cómo las frecuencias de aquellos factores correlacionados son frecuencias que tienden a Probabilidad Imposible . Los metodos matematicos por los cuales podemos en Probabilidad Imposible estudiar la correlacion de las frecuencias de dos factores correlacionados cuyas frecuencias tienden a ser identicas , es por medio de utilizar a este respecto dos metodos matematicos igualmente de importantes , el fundamento matematico de los dos metodos utilizados son muy parecidos a los metodos descritos en Intuicion y Probabilidad Sesgunda Parte , en los apartados de Nivel de Sesgo y Nivel de Similitud , solo que en este caso concreto , no nos interesa el comportamiento de la media aritmetica como un valor teorico en relacion a los demas valores de la muestra

, sino que en este caso , lo que se persigue es conocer las correlaciones entre multiples factores presentados en diferentes muestras . Para ello se realizan dos metodos totalmente diferentes para obtener los estudios correlacionales de la Probabilidad Imposible :

- 1.1) Correlacion de Sesgo Minimo : dadas las probababilidades empiricas de dos sujetos u opciones , la diferencia de dichas probabilidades empiricas tendente a cero sera indicativo de que ambos sujetos u opciones estan muy correlacionados , y si la diferencia de las probabilidades empiricas no tiende a cero esto significaria que ambos sujetos u opciones no estan correlacionados . En el caso del proceso de Aprendizaje Artificial , la Correlacion de Sesgo Minimo de las Probabilidades Empiricas de Registro se obtendra por la diferencia entre las probabilidades empiricas de registro entre dos sujetos u opciones , de modo que si en dicha diferencia resulta que la diferencia de las probabilidades empiricas de registro enntre dos sujetos u opciones es igual a cero , se afirmara que ambos sujetos u opciones estan muy correlacionados , sin embargo cuando este enunciado no se cumple y por el contrario se produzca que la diferencia de las probabilidades empiricas de registro de dos sujetos u opciones dista mucho de ser cero , entonces dichos sujetos u opciones se consideraran poco correlacionados . El sumatorio de todas las Correlaciones de Sesgo Minimo que un sujeto u opcion pueda tener con los demas sujetos u opciones , y dicho sumatorio se promedia entre el numero de diferencias realizadas , es decir , el promedio del sumatorio de las Correlaciones de Sesgo Minimo que pueda tener un sujeto u Opcion , se conocera con el nombre de : Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion (y este nombre debe ser inalterable para que no pueda confundirse con otras formulas) ; el promedio del sumatorio de todas las Correlaciones de Sesgo Minimo que ha habido entre dos muestras , y evidentemente promediado entre el numero de diferencias realizadas , se conocera con el nombre de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total . Y a partir del contraste en el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo que se pueda hacer entre la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total y la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto y Opcion , todo sujeto u opcion cuya Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion sea inferior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total ,sera un sujeto u opcion a considerar como muy correlacionado y muy representantivo . En caso contrario , ahora bien , si este enunciado no se cumpliere , entonces si en el Nivel de Representatividad de Sesgo Minimo un sujeto u opcion presenta una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion superior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , entonces dicho sujeto u opcion se considerara como poco correlacionado y poco representativo . El metodo de Correlacion de Sesgo Minimo es un metodo que , se inscribe en la Probabilidad Imposible al considerar que el cero o la mayor proximidad a cero es el unico valor critico que debe ser tenido en cuenta en cualquier contraste , de valores matematicos sean teoricos o empiricos .

- 1.2) Correlacion de Similitud : dadas dos probabilidades empiricas de dos sujetos u opciones , al obtenerse el logaritmo del resultado del cociente entre ambas probabilidades empiricas , si el logaritmo obtenido es muy proximo a cero , es decir , es muy Proximo a Probabilidad Imposible , entonces se considerara que ambos sujetos u opciones estan muy correlacionados , o en caso de no cumplirse lo enunciado y resultara que el logaritmo , del resultado obtenido en el cociente entre dichas dos probabilidades empiricas , fuera muy distante de ser cero , se considerara que ambos sujetos no estan correlacionados . Igualmente , cuando tenemos presente dos probabildiades empiricas de registro y queremos obtener la Correlacion de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , si haciendo el logaritmo del resultado obtenido en el cociente de ambas probabilidades empiricas de registro se obtuviera un resultado muy proximo a cero entonces se considerara que ambos sujetos u opciones estan muy correlacionados, sin embargo en caso de no cumplirse lo enunciado resultase que dicho logaritmo obtenido del cociente de dos probabilidades empiricas de registro , fuera un logaritmo que distara mucho de cero , entonces se consideraria que dichos sujetos u opciones estan poco correlacionados . Cuando se obtiene el sumatorio de las Correlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro que un Sujeto u Opcion pudiera tener , y este sumatorio se promedia entre el numero de Correlaciones de Similitud que el Sujeto u Opcion ha podido realizar , entonces el promedio del sumatorio citado se considerara como la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion . Tambien es importante señalar y destacar que , cuando se obtiene el sumatorio de todas las Correlaciones de Similitud de las Probabilidades Empiricas de Registro , y este sumatorio se divide entre el numero de sujetos u opciones que han participado en la realizacion de dichas correlaciones , entonces a este valor obtenido lo denominaremos como Criterio de Selección de Similitud , que es igual al sumatorio de las Correlaciones de Similitud de Probabilidades Empiricas de Registro promediado entre el numero de sujetos u Opciones . Se denominare siempre Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud al contraste de cada Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion con respecto al Criterio de Selección de Similitud : siempre que un sujeto u opcion tenga una Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion inferior al Criterio de Selección de Similitud , se estimara que dicho sujeto u opcion es muy correlacionado y muy representativo , sin embargo cuando este enunciado no se cumpliere , y resultase que un sujeto un opcion tuviera una Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion superior al Criterio de Selección de Similitud , entonces dichos sujetos u opciones se consideraran como poco correlacionados y poco representativos.

A pesar de las enesimas ocasiones en que he repetido esta misma descripcion de cómo formularse las operaciones matematicas , para la obtencion del calculo , de la Correlacion de Sesgo Minimo y sus posteriores desarrollos ulteriores , asi como tambien de la Correlacion de Similitud , he querido volver a recordar cual seria el mecanismo de obtencion de estas estimaciones de correlacion matematica por varios

motivos que ahora destaco : en primer lugar soy consciente de que la creacion de una nueva formulacion de correlaciones matematicas es un evento matematico de suma importancia , ya que la estadistica en especial se depende en gran medida en cualquier tipo de estimacion de las correlaciones que se puedan obtener a partir de multiples muestras entre si , en este sentido , el que yo haya descubierto dos nuevas formas de calcular correlaciones matematicas entre muestras es de por si un descubrimiento que puede suponer una total revolucion en las matematicas , por cuanto de importancia en general en las matematicas presentan las correlaciones por si mismas ; en segundo lugar he querido volver a describir el modelo de calculo matematico subyacente a estas formulaciones de correlacion , explicando de nuevo su fundamentacion logica en la logica proposicional aristotelica de : A → B ; para que se puedan comprender mejor los siguientes calculos que a continuacion voy a realizar , ya que , la transformacion de una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion podria ser utilizada como una estimacion a convertir en Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , asi como tambien obtebner la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , esta transformacion debe esta supeditada a ciertas nuevas formulaciones , ya que como es logico normalmente cuando se usa la Puntuacion Logaritmica se tiende a considerar como poco probables aquellas opciones o sujetos que estan excesivamente por debajo de lo mas probable , de forma que , para que la Puntuacion Logaritica pueda ser usada correctamente con las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion . En la medida que la intuicion se establece sobre la ocurrencia de lo mas probable , y en un estudio de Aprendizaje Artificial se tiende a estudiar normalmente lo mas probable (cuando un estudiante en la Universidad se prepara un examen , normalmente tiende a estudiar aquello que es mas probable que sea preguntado en el examen , por poner un ejemplo de la relacion de la intuicion y en el aprendizaje) , es por tanto necesario crear sistemas matematicos por los cuales sea posible tambien poder crear selección de informacion en virtud de su mayor grado de probabilidad de ocurrencia , y para ello , es necesario introducir una serie de mecanismos matematicos que puedan permitir que las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , puedan ser usadas en este tipo de sistemas matematicos de selección en funcion de mayor grado de ser mas probable .

1.3) **Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , y Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sesgo u Opcion Invertida**

La logica discreta suele afirmar la siguiente premisa : siendo “p” el éxito , y siendo “q” la no ocurrencia , se establece que , la diferencia de “p” con respecto la unidad es igual a “q” , de igual forma que la diferencia de “q” con respecto la unidad es igual a “p” , es decir , la suma de “p” y “q” es igual a la unidad , y logicamente se expresa asi .

$$p = 1 – q$$

$$q = 1 – p$$

$$1 = p + q$$

Cuando estudiamos las Correlaciones de Sesgo Minimo , y las Correlaciones de Similitud , lo que hacemos normalmente es tender a afirmar que la mayor correlacion es aquella que mas se aproxima a cero , es decir : el cero es igual a la correlacion absoluta , y por tanto la maxima correlacion posible es siempre igual a cero , es decir , la maxima correlacion posible es la Probabilidad Imposible . Ahora bien , normalmente cuando se estima la Puntuacion Logaritmica de las probabilidades empiricas en funcion de la Desviacion Mas Probable , se observa que aquellas probabilidades empiricas mas proximas a cero son las que normalmente son descartadas de ser lo mas probable , ya que lo mas probable suelen ser aquellas cuya frecuencia relativa divida entre la frecuencia total da lugar a una probabilidad empirica de cierta importancia relativa en el computo total del modelo matematico que se estudia . Es decir : el estudio de la Probabilidad Imposible se establece sobre , a mas inferioridad

de la Puntuacion Logaritmica con respecto de la Desviacion Mas Probable , entonces dicha Puntuacion Logaritmica mas proxima a cero es la Puntuacion Logaritmica que mas se aproxima a cero , la maxima Puntuacion Logaritmica mas probable es aquella que mas se aproxima a Probabilidad Imposible , siendo las Puntuaciones Logaritmicas que mejor cumplen este requisito aquellas Puntuaciones Logaritmicas derivadas de probabilidades empiricas de mayor importancia y mayor probabilidad de ocurrencia dentro del computo global . Ahora bien ¿ como podemos entonces adaptar las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , a este tipo de logica matematica? Muy sencillo, mediante invertir los valores : siendo la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion mas pequeña la mas correlacionada y la mas representativa , esto significara que si obtenemos la diferencia entre la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion con respecto de la unidad estaremos estimando una forma inversa de medir la correlacion : en funcion de maxima proximidad a la unidad , y de esta inversion de los valores obtener la **Probabilidad Empirica de Correlacion de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida** . De igual forma , si la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion mas correlacionada y mas representativa es aquella que mas se aproxima a cero , de la diferencia de la Correlacion Promedio de Similitud con respecto la unidad , entonces tras la inversion realizada , la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion mas correlacionada y representativa seria aquella que mas se aproximara a la unidad , y a partir de la inversion realizada obtener las **Probabilidades Empiricas de Correlacion de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas .**

1.3.1) Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida

Yolanda esta muy interesada en seguir aprendiendo , Yolanda no quiere ser una ignorante en la vida , asi que para seguir aprendiendo mas , Yolanda ahora quiere aprender que es lo mas probable , del conjunto de aprendizajes que ha ya realizado por Asimilacion y Probabilidad al estudiar las correlaciones existentes entre el comportamiento de Silvia según el comportamiento del clima .

Sujeto u Opcion	Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion	**Inversion de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion** (**a mas proximidad a la unidad entonces mas correlacion)**	Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida
Que amanezca el sol por el este	0,1025	**1 – 0,1025 = 0,8975**	0,8975:11,3464= **0,079**
Que haya rocio en las plantas	0,0448	**1 – 0,0448 = 0,9552**	0,9552:11,3464= **0,0841**
El termometro marca 0º	0,0357	**1 – 0,0357 = 0,9643**	0,9643:11,3464= **0,0849**
Hay nubes por la mañana	0,054	**1 – 0,054 = 0,946**	0,946:11,3464= **0,0833**
Hay nubes por la tarde	0,0357	**1 – 0,0357 = 0,9643**	0,9643:11,3464= **0,0849**

Llueva	0,054	**1 – 0,054 = 0,946**	0,946:11,3464= **0,0833**
Silvia lleve anorak	0,0421	**1 – 0,0421 = 0,9579**	0,9579:11,3464= **0,0844**
Silvia riegue las plantas	0,0421	**1 – 0,0421 = 0,9579**	0,9579:11,3464= **0,0844**
Silvia lleve paraguas	0,0595	**1 – 0,0595 = 0,9405**	0,9405:11,3464= **0,0828**
Silvia encienda la calefaccion	0,0898	**1 – 0,0467 = 0,9533**	0,9533:11,3464= **0,084**
Silvia corra las cortinas	0,0898	**1 – 0,0898 = 0,9102**	0,9102:11,3464= **0,0802**
Silvia lleve guantes	0,0467	**1 – 0,0467 = 0,9533**	0,9533:11,34640 **0,084**
Σ		**11,3464**	

1.3.2) Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

Sujeto u Opcion	Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion	**Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida** **(se interpretara mayor correlacion a mayor proximidad a la unidad)**	Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida
El sol amanezca por el este	0,2233	**1 – 0,2233 = 0,7767**	0,7767:10,3271= **0,0752**
Haya rocio por la mañana	0,115	**1 – 0,115 = 0,885**	0,885:10,3271= **0,0856**
El termometro marque 0º	0,0936	**1 – 0,0936 = 0,9064**	0,9064:10,3271= **0,0877**

Haya nubes por la mañana	0,1555	**1 – 1,555 = 0,8445**	0,8445:10,3271= **0,0817**
Haya nubes por la tarde	0,0936	**1 – 0,0936 = 0,9064**	0,9064:10,3271= **0,0877**
Llueva	0,1555	**1 – 0,1555 = 0,8445**	0,8445:10,3271= **0,0817**
Silvia lleve anorak	0,109	**1 – 0,109 = 0,891**	0,891:10,32710 **0,0862**
Silvia riegue las plantas	0,109	**1 – 0,109 = 0,891**	0,0891:10,3271= **0,0862**
Silvia use paraguas	0,172	**1 – 0,172 = 0,828**	0,828:10,3271= **0,0801**
Silvia encienda la calefaccion	0,1998	**1 – 0,1198 = 0,8802**	0,8802:10,3271=

			0,0852
Silvia corra las cortinas	0,2068	**1 – 0,2068 = 0,7932**	0,7932:10,3271= **0,0768**
Silvia lleve guantes	0,1198	**1 – 0,1198 = 0,8802**	0,8802:10,3271= **0,0852**
Σ		**10,3271**	

1.4) Puntuacion Logaritmica , Puntuacion Metalogaritmica Simple y Puntuacion Metalogaritmica Compleja , de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , y de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

Una vez que se ha obtenido las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , asimismo tambien se ha obtenido las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , gracias a la inversion de las correlaciones promedio realizadas en el Sesgo Minimo y en la Similitud en cada Sujeto u Opcion , es cuando se puede elaborar un calculo correcto de las Puntuaciones Logaritmicas , Puntuaciones Metalogaritmicas

Simples y Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas , dado que si al invertir las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion y las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , a traves de calcular la diferencia de cada correlacion con respecto la unidad . En el caso de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , ahora habremos logrado por tanto , que aquellas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion que antes eran muy correlacionadas y muy representantivas por su proximidad a cero , es decir , pro su proximidad a la Probabilidad Imposible , al restar a la unidad dicha Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , se ha obtebnido asi pues la inversion Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , en donde una vez invertida la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion mas proxima a la unidad era la que sea la mas correlacionada y la mas representantiva , y a partir de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion es como se ha calculado por tanto : la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invrtida . E igualmente con la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u opcion que se consideraba mas correlacionada y mas representativa según se aproximara a la Probabilidad Imposible , una vez que se realiza la inversion de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion a traves de , restar a la unidad la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , ahora la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion invertida mas correlacionada y mas representantiva sera la que mas se aproxime a la unidad , de forma que a partir de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion invertidas se calculara : la Probabilidad Empirica de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujetos u Opciones Invertidas . Y a partir de esta transformacion operada en estas estimaciones matematicas es por lo que ya es pèrtinente poder pasar a las siguientes estimaciones matematicas , en las cuales se podra obtener una estimacion adecuada sobre cuales comportamientos climaticos y cuales comportamientos de Silvia son los comportamientos mas probables , a partir de que con las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , y las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , es cuando la aplicación de la Puntuacion Logaritmica , la Puntuacion Metalogaritmica Simple y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja , se hace posible , para poder estimar aquellos comportamientos de las variables presentadas en la muestra que tienen correlaciones mas probables , y por tanto a mayor probabilidad de la correlacion que presente dicho comportamiento mas importancia en su aprendizaje . Es decir : volvamos al efecto mariposa , suponggamos que un comportamiento de un fenomeno es de muy rara incidencia en un modelo matematico , supongamos que la frecuencia de dicho comportamiento es realmente escaso en comparacion con el comportamiento standard , pero supongamos que por un casual dicho fenomeno con un comportamiento con frecuencia escasa sin embargo en cada ocasión de aparicion o ocurrencia en el modelo , simultaneamente inciden

otros fenomenos al mismo tiempo , de forma que puede existir correlacion entre dicho femomeno de escasa frecuencia con otros fenomenos que simultaneamente aparecen al mismo tiempo ; de forma que un mismo fenomeno cuyo comportamiento sea escaso sin embargo puede tener importantes correlaciones con otros fenomenos . Aquí en la aplicación de la Puntuacion Logaritmica se podra apreciar que lo mas normal es que la correlacion que pueda tener un comportamiento es mas probable , en virtud de que su Puntuacion Logaritmica obtenida de la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , o de su Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , es una Puntuacion Logaritmica inferior a la Desviacion Mas Probable . Si la Puntuacion Logaritmica de una correlacion es inferior a la Desviacion Mas Probable , entonces dicha Puntuacion Logaritmica de dicha correlacion , sera una Puntuacion Logaritmica de una correlacion muy probable . Es decir , en este estudio que a continuacion empiezo , lo que se valora es que una correlacion sea muy probable o no , en funcion de que la Puntuacion Logaritmica de esa correlacion sea inferior a la Desviacion Mas Probable . Toda correlacion de una Puntuacion Logaritmica inferior a la Desviacion Mas Probable , sera una correlacion muy probable , de forma que independientemente de la frecuencia de un suceso , si ese suceso tiene una correlacion con una Puntuacion Logaritmica inferior a la Desviacion Mas Probable , entonces la correlacion de dicho suceso sera una correlacion muy probable , independientemente de la frecuencia de suceso , ya que a continuacion no se valora la frecuencia de suceso , a continuacion unicamente se valora si la correlacion de suceso es muy probable o no es muy probable . Al igual que toda intuicion se hace en funcion de lo mas probable , salvo aquellas improbabilidades que pueda alterar el transcurso mas probable , tambien en Aprendizaje Artificial se debera tener como preferencia la asimilacion de los elementos mas probables del ambiente , que se quieran aprender por su alto indice de probabilidad .

1.4.1) Puntuaciones Logaritmicas , Puntuaciones Metalogaritmicas Simples y Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas , de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida

Sujeto u opcion	Logaritmo de la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida	Puntuacion Logaritmica : Dividir entre lo mas probable la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida -(Log(10)12)= -1,0791	Contraste entre la Puntuacion Logaritmica y la Desviacion Mas Probable , aquella Puntuacion Logaritmica inferior a la DMP sera mas probable	Puntuacion Metaloga-ritmica simple Cociente entre la Puntuacion Logaritmica y la Desviacion Mas Probable , un resultado inferior a la unidad se interpretara como estar dentro de lo mas probable	Puntuacion Metaloga-ritmica Compleja Logaritmo del resultado del cociente de la Puntuacion Logaritmica con la Desviacion Mas Probable , el resultado con signo negativo se interpretara como estar dentro de lo mas probale
Sol amanece por el este	Log(10)0,079= -1,1023	-1,1023:-1,0791= **1,0214**	1,0491-1,0214= **0,0277** **Es muy probable**	1,0214:1,0491= **0,973** **Es muy probable**	Log(10) 0,9735= **- 0,0116** **Es muy probable**

Rocio	Log(10) 0,0841= -1,0752	-1,0752:-1,0791= **0,9963**	1,0491-0,9963= **0,0528** **Es muy probable**	0,9963:1,0491= **0,9496** **Es muy probable**	Log(10) 0,9496= **-0,0224** **Es muy probable**
0º	Log(10) 0,0849= -1,071	-1,071:-1,0791= **0,9924**	1,0491-0,9924= **0,0567** **Es muy probable**	0,9924:1,0491= **0,9459** **Es muy probable**	Log(10) **0,9459=** **-0,0241** **Es muy probable**
Nubes durante la mañana	Log(10) 0,0833= -1,0793	-1,0793:-1,0791= **1,0001**	1,0491-1,0001= **0,049** **Es muy probable**	1,0001:1,0491= 0,9532 **Es muy probable**	Log(10) 0,9532= **- 0,0207** **Es muy probable**
Nubes durante la tarde	Log(10) 0,0849= -1,071	-1,071:-1,0791= **0,9924**	1,0491-0,9924= **0,0567** **Es muy probable**	0,9924:1,0491= **0,9459** **Es muy probable**	Log(10) 0,9459= **- 0,0241** **Es muy probable**
Lluvia	Log(10) 0,0833= -1,0793	-1,0793:-1,0791= **1,0001**	1,0491-1,0001= **0,049** **Es muy probable**	1,0001:1,0491= **0,9532=** **Es muy probable**	Log(10) 0,9532= **-0,0207** **Es muy probable**

Silvia lleva el anorak	Log(10) 0,0844= -1,0736	-1,0736:-1,0791= **0,9949**	1,0491-0,9949= **0,0542** **Es muy probable**	0,9949:1,0491= **0,9483** **Es muy probable**	Log(10) 0,9483= **-0,023** **Es muy probable**
Silvia riegue las plantas	Log(10) 0,0844= -1,0736	-1,0736:-1,0791= **0,9949**	1,0491-0,9949= 0,0542 **Es muy probable**	0,9949:1,0491= 0,9483 **Es muy probable**	Log(10) 0,9483= **-0,023** **Es muy probable**
Silvia utilice el paraguas	Log(10) 0,0828= -1,0819	-1,0819:-1,0791= **1,0025**	1,0491-1,0025= **0,9488** **Es muy probable**	1,0025:1,0491= **0,9555** **Es muy probable**	Log(10) 0,9555= **-0,0197** **Es muy probable**
Silvia encienda la calefaccion	Log(10) 0,084= -1,0757	-1,0757:-1,0791= **0,9968**	0,10491-0,9968=**0,0523** **Es muy probable**	0,9968:1,0491= 0,9501 **Es muy probable**	Log(10) 0,9501= **-0,0222** **Es muy probable**
Silvia corra las cortinas	Log(10) 0,0802= -1,0958	-1,0958:-1,0791= **1,0154**	1,0491-1,0154= 0,0337 Es muy probable	1,0154:1,0491= 0,9678 Es muy probable	Log(10) 0,9678= -0,0142 Es muy probable

Silvia se ponga los guantes	Log(10) 0,084= -1,0757	-1,0757:-1,0791= **0,9968**	1,0491-0,9968= **0,0523** **Es muy probable**	0,9968:1,0491= 0,9501 **Es muy probable**	Log(10) 0,95010 -0,0222 **Es muy probable**
Σ		12,0827			
Σ : -(log(10)N)		12,0827:1,0791= 11,197			
Log(10) (Σ☹Log(10)N))		Log(10)11,197= **Desviacion Mas Probable** **1,0491**			

Las conclusiones que se derivan de la tabla ahora mismo realizada son las siguientes : todas las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de los Sujetos u Opciones Invertidas son muy probables al ser todas inferiores a la Desviacion Mas Probable , ademas tambien todas las Puntuaciones Metalogaritmicas Simples de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de los Sujetos u Opciones Invertidas tambien son muy probables al ser todas inferiores a la unidad , y todas las Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de los Sujetos u opciones Invertidas son todas muy probables al ser todas en signo negativo , por lo cual se concluye del siguiente modo que , todas las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de los Sujetos u Opciones Invertidas son correlaciones muy probables , en virtud de los calculos expuestos en esta tabla.

1.4.2) Puntuaciones Logaritmicas , Puntuaciones Metalogaritmicas Simples y Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas , de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de los Sujetos u Opciones Invertidas .

Los calculos que deberia desarrollar a continuacion seria la : obtencion de las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de los Sujetos u Opciones Invertidas a contrastar con la Desviacion Mas Probable , de forma que aquellas que fueren inferiores a la Desviacion Mas Probable serian por tanto las mas probables ; asimismo realizar tambien el calculo de la Puntuacion Metalogaritmica Simple de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de los Sujetos u Opcions Invertidas observando que las probables son aquellas que son inferiores a la unidad , y a partir del resultado obtenido , calcular la Puntuacion Metalogaritmica Compleja de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de los Sujetos u Opciones Invertidas . Si todas las correlaciones obtenidas fueren igualmente muy probables , esto significara que todas correlaciones pasaran a estar dentro del aprendizaje selectivo : se seleccionaran todas las correlaciones sin excepcional dentro del proceso de aprendizaje selectivo que se realizara . os calculos de las Puntuaciones Logaritmicas , Puntuaciones Metalogaritmicas Simples y Puntuaciones Metalogaritmicas complejas , de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de los Sujetos u Opcions Invertidas , son calculos que desarrollare en el proximo capitulo .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidadd

(Capitulo 5º)

En este capitulo 5º quiero hacer una mencion en especial a una buena amiga mia , con la que he compartiddo muchos momentos de amistad , mi amiga Charo tiene el SIDA , la impresión todavia me dura . Si personas que estan en libertad sufrienddo enfermeddaddes terribles representan un drama social , la comunidadd internacional debe concienciarse ddel ddrama que supone que XXX, y la comunidad internacional ddebe hacer politicas internacionales contra XXX , por que el XXX viola los dderechos humanos , tambien el XXX es un violador dde los derechos humanos , y como tal ddebe ser castigado por la comunidad internacional . ElXXX es un violador de lso dderechos humanos que me esta torturanddo continuamente , XXX me tortura poniendome ruiddos de respiracion dde otras personas en los microfonos que el XXX tiene colocados en cada uno dde mis oiddos , addemas me ponen ruidos que se moddifican de tono y volumen en forma de ritmos musicales , de manera que el XXX en unos momentos me tortura con un ritmo musical ddistinto en cada oiddo , otras veces me tortura el XXX poniendome un ritmo musical en cada oido pero ambos sincronizados , y en otros momentos ambos oiddos tienen un ritmo identico . Pido a la comunidad internacional que por favor sea comprensiva por las incorrecciones que pueda cometer mientrasescribo este capitulo , y pido a la comunidad internacional que vele

por la seguridadd de mi familia , y vele por la seguridadd de mis descubrimientos matematicos.

1º) Puntuacion Logaritmica , Puntuacion Metalogaritmica Simple y Puntuacion Metalogaritmica Compleja de la Probabilidaddes Empirica de la Correlacion Promedio dde Similitud dde Sujeto u Opcion Invertida

La Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion como tal indica en funcion de la maxima proximidad a la Probabiliddad Imposible , es decir , de la maxima proximidadd al cero , la mayor correlacion posible entre aquellos elementos en que se haya realizado ddicha correlacion , de forma que la maxima correlacion posible es igual a la Probabilidad Imposible dentro de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion . Este tipo de mecanismo de interpretacion en funcion de mayor proximidad al cero la mayor ccorelacion que pueda darse en la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , es un mecanismo de interpretacion que tambien , en esta Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion encontraria la maxima correlacion posible en la Probabilidad Imposible , es decir , ccuando la Correlacion Promedio de Similitud dde Sujeto u Opccion es igual a cero . El problema que presentan estas interpretaciones es que sin embaro , en la medida que se estuviera interesado en , intentar aplicar la formulacion matematica de la Puntuacion Logaritmica , la Puntuacion Metalogaritmica Simple , y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja , se podria observar que , normalmente en la formulacion matematica derivada de la Puntuacion Logaritmica , asi como en la Puntuacion Metalogaritmica Compleja o Simple , normalmente , son mas probables aquellos sujetos u opciones que las probabilidades empiricas que presentan tienden a ser superiores a lo mas probable , ya que , aquellos sujetos con probabilidades empiricas normalmente altas suelen tener por tanto una Puntuacion Logaritmica inferior a la Desviacion Mas Probable , y por tanto muy baja y proxima a cero , de forma que a mayor probabilidad empirica entonces hay mas proximidad al cero en la obtenccion de la Puntuacion Logaritmica , e igualmente , a mayor probabilidades empirica entoncces tambien la Puntuacion Metalogaritmica Simple tiende a ser inferior a la unidad , en el cociente de la Puntuacion Logaritmica entre la Desviacion Mas Probable , y por tanto la Putuacion Metalogaritmica Compleja , logaritmo de la Puntuacion Metalogaritmica Simple , tiende tambien a ser de signo negativo . En la medida que normalmente lo mas

probable es que las probabilidades empiricas altas tengan sin embargo una Puntuacion Logaritmica proxima a cero , siendo la proximidad al cero que presentan dichas Puntuaciones Logaritmicas lo que realmente hace que el sujeto u opcion correspondiente se encuentre dentro de lo mas probable , o en caso de no cumplirse este requisito , normalmente , un sujeto u opcion de escasa probabilidad empirica tendera a tener una Puntuacion Logaritmica fuera de lo probable por cuanto que normalmente su Puntuacion Logaritmica sera superior a la Desviacion Mas Probable . En la medida que los criterios del Aprendizaje Artificial selectivo se establecen sobre la base de la necesaria selección de aquellos aprendizajes mas probables , dado que normalmente es de mayor interes aprender que es lo mas probable sobre un conjunto de aprendizajes , es necesario poder convertir las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , en una serie de Correlaciones que se puedan ajustar a lo ahora mismo enunciado sobre el mecanismo de selección en virtud de conocer que es lo mas probable , a partir de calcular la Puntuacion Logaritmica , y contrastarla con la Desviacion Mas Probable , y si la Puntuacion Logaritmica fuere inferior a Desviacion Mas Probable entonces se considerara como una Puntuacion Logaritmica muy probable , al igual que si en el cociente de dicha Puntuacion Logaritmica entre la Desviacion Mas Probable se obtuviera un valor matematico inferior a la unidad , asimismo como tambien en el logaritmo de la Puntuacion Metalogaritmica Simple se obtuviera un valor negativo , siendo este asi pues la Puntuacion Metalogaritmica Compleja , en donde , para poder adaptar el calculo de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y adaptar el calculo de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , al comportamiento de selección de la Puntuacion Logaritmica , la Puntuacion Metalogaritmica Simple , y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja , es imprescidible , por tanto , la operación de una inversion en los valores obtenidos en dichas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y poder operar igualmente una inversion en los valores matematicos obtenidos en las Correlaciones Promediod e Similitud de Sujeto u Opcion . La inversion de los valores matematicos de dichas correlaciones se obtiene a traves de realizar la diferencia que cada correlacion guarda con respecto la unidad , de forma que , la diferencia que cada correlacion tiene con respecto la unidad , es la realizacion de la inversion de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto y Opcion , en donde la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida mas correlacionada ahora sera la que mas proxima se encuentre de la unidad , y tambien es la inversion de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , en donde la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida mas correlacionada sera aquella que este mas proxima a la unidad . A partir de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto y Opcion Invertidas pasaremos a calcular la Probabilidades Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , a partir de dividir cada correlacion invertida entre el sumatorio de todas las correlaciones

invertidas . Igualmente tambien obtendremos la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida a partir de dividir cada correlacion invertida entre el sumatorio de las correlaciones invertidas.Cuando se intenta aplicar , asi pues , la formulacion de la Puntuacion Logaritmica , la Puntuacion Metalogaritmica Simple , y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja , al conjunto de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , se puede observar entonces que , se cumple que aquellas correlaciones que antes eran mas proximas a cero , tras hacerse la inversion y pasaran a ser las proximas a la unidad , son las Correlaciones que presentan una Puntuacion Logaritmica mas inferior a la Desviacion Mas Probable , y tambien tienen una Puntuacion Metalogaritmica Simple muy dentro de lo probable , y tienen una Puntuacion Metalogaritmica Compleja muy dentro de lo probable . Este calculo que es el que desarrolle en el capitulo anterior , casi al finalizar con la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , y la Puntuacion Metalogaritmica Simple de la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja de Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , es lo que a continuacion pasare a desarrollar , con la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , obteniendo de ella tanto la Puntuacion Logaritmica , la Puntuacion Metalogaritmica Simple y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja .

Sujeto u Opcion	Logaritmo de la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida	Puntuacion Logaritmica : dividir el Logaritmo de la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida entre lo mas probable	Contraste entre la Puntuacion Logaritmica y la Desviacion Mas Probable , aquella Puntuacion Logaritmica inferior a la Desviacion Mas Probable sera la mas probable	Puntuacion Metaloga-ritmica Simple : Cociente de la Puntuacion Logaritmica entre lo mas probable , la Puntuacion Metaloga-ritmica Simple con resultado inferior a la	Puntuacion Metaloga-ritmica Compleja Logaritmo de la Puntuacion Metalogaritmica Simple , la Puntuacion Metaloga-ritmica Compleja con resultado

		-(Log(10) 12)= -1,0791		unidad sera un resultado muy probable	con signo negativo , sera muy probable
El sol amanece por el este	Log(10) 0,0752= -1,1237	-1,1237:-1,0791= **1,0413**	1,0464-1,0413= **0,0051** **Es muy probable**	1,0413:1,0464= **0,9951** **Es muy probable**	Log(10) 0,9951= **-0,0021** **Es muy probable**
Rocio	Log(10) 0,0856= -1,0675	-1,0675:-1,0791= **0,9892**	1,0464-0,9892= **0,0572** **Es muy probable**	0,9892:1,0464= **0,9453** **Es muy probable**	Log(10) 0,9453= **-0,0244** **Es muy probable**
0º	Log(10) 0,0877= -1,057	-1,057:-1,0791= **0,9795**	1,0464-0,9795= **0,0669** **Es muy probable**	0,9795:1,0464= **0,936** **Es muy probable**	Log(10) 0,936= **-0,0286** **Es muy probable**

Nubes por la mañana	Log(10) 0,0817= -1,0877	-1,0877:-1,0791= **1,0079**	1,0464-1,0079= **0,0385** **Es muy probable**	1,0079:1,0464= **0,9632** **Es muy probable**	Log(10) 0,9632= **-0,0162** **Es muy probable**
Nubes por la tarde	Log(10) 0,0877= -1,057	-1,057:-1,0791= **0,9795**	1,0464-0,9795= **0,0669** **Es muy probable**	0,9795:1,0464= **0,936** **Es muy probable**	Log(10) 0,936= **-0,0286** **Es muy probable**
Llueva	Log(10) 0,0817= -1,0877	-1,0877:-1,0791= **1,0079**	1,0464-1,0079= **0,0385** **Es muy probable**	1,0079:1,0464= **0,9632** **Es muy probable**	Log(10) 0,9632= **-0,0162** **Es muy probable**

Silvia lleve anorak	Log(10) 0,0862= -1,0644	-1,0644:-1,0791= **0,9863**	1,0464-0,9863= **0,0601** **Es muy probable**	0,9863:1,0464= **0,9425** **Es muy probable**	Log(10) 0,9425= **-0,0256** **Es muy probable**
Silvia riegue las plantas	Log(10) 0,0862= -1,0644	-1,0644:-1,0791= **0,9863**	1,0464-0,9863= **0,0601** **Es muy probable**	0,9863:1,0464= **0,9425** **Es muy probable**	Log(10) 0,9425= **-0,0256** **Es muy probable**
Silvia use paraguas	Log(10) 0,0801= -1,0963	-1,0963:-1,0791= **1,0159**	1,0464-1,0159= **0,03405** **Es muy probable**	1,0159:1,0464= 0,9708 **Es muy probable**	Log(10) 0,9708= -0,0128 **Es muy probable**
Silvia encienda la calefaccion	Log(10) 0,0852=	-1,0695:-1,0791=	1,0464-0,9911=	0,9911:1,0464=	Log(10) 0,9471=

	-1,0695	**0,9911**	**0,0553** **Es muy probable**	**0,9471** **Es muy probable**	**-0,0235** **Es muy probable**
Slvia corra las cortinas	Log(10) 0,0768= -1,1146	-1,1146:-1,0791= **1,0328**	1,0464-1,0328= **0,0136** **Es muy probable**	1,0328:1,0464= **0,987** **Es muy probable**	Log(10) 0,987= **-0,0056** **Es muy probable**
Silvia lleve guantes	Log(10) 0,08520 -1,0695	-1,0695:-1,0791= **0,9911**	1,0464-0,9911= **0,0553** **Es muy probable**	0,9911:1,0464= **0,9471** **Es muy probable**	Log(10) 0,9471= **-0,0235** **Es muy probable**
Σ		12,0088			
Σ:– (Log(10)N)		12,0088:1,0791= 11,1285			

Log(10) (Σ: _ (Log(10)N))		Log(10) 11,1285= **Desviacion Mas Probable** **1,0464**			

Como se puede apreciar , todas las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida son inferiores a la Desviacion Mas Probable por lo que , todas las Puntuaciones Logaritmicas ahora mismo calculadas estaran pues dentro de lo mas probable , al igual que todas las Puntuaciones Metalogaritmicas Simples de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion son inferiores a la unidad por lo que todas las Puntuaciones Metalogaritmicas Simples son muy probables , e igualmente tambien las Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas son de signo negativo , por lo que todas las Puntuaciones Metalogaritmicas ahora mismo calculadas se encontrarian dentro de lo muy probable igualmente . En tal caso , al haberse obtenido como resultado que todas las Puntuaciones Logaritmicas , todas las Puntuaciones Metalogaritmicas Simples y Complejas estan dentro de lo muy probable , se puede inferir que todos los sujetos u opciones son muy probables , por lo que todos los sujetos u opciones habran de ser tenidos en cuenta en un Aprndizaje Artificial selectivo , tal como el que desarrollare en los siguientes capitulos , dentro de esta primera parte de Asimilacion y Probabilidad . Ahora bien , para poder hacer que Yolanda haya podido desarrollar una serie de aprendizajes rlevantes sobre la vida diaria , a partir de que mi robot Yolanda observa los comportamientos de Silvia , de los cuales Yolanda obtiene una serie de asimilaciones en el Aprendizaje Artificial que esta haciendo , para posteriormente , en el proceso de integracion de los aprendizajes ahora asimilados , estos aprendizajes , poder integrarlos dentro de las estructuras previas de probabilidades de sesgo interno con que Yolanda fue programada , siendo asi el proceso de integracion de lo asimilado con las estructuras de probabilidades de sesgo interno previas , un proceso en el que habra que tener en cuenta la estructura de Inteligencia en Arbol , que primero haya

podido desarrollar Yolanda de lo asimilado , tanto en los aprendizajes selectivos como no selectivos , para poder hacer que esta estructura de Inteligencia en Arbol pueda ser sumamente atractiva de cara a srvir de ejemplificacion del mecanismo , o procedimiento , a poder seguir , en este tipo de sistemas de aumento autonomo de la inteligencia robotica por medio de Aprendizaje Artificial , como una forma revolucionaria de lograr que un ser dotado de Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , autonomamente , dicho sistema mecanico-electronico , pudiera aumentar de inteligencia autonomamente , para tal fin creo asi importante poder tambien incluir dentro de los aprendizajes de Yolanda , no solo aprendizajes importantes de comportamientos de aseo e higiene personal , que sin duda son de gran relevancia en la vida civilizada moderna , asicomo tambien es importante aprender el tipo de correlacion existente entre el comportamiento individual-social con respecto el comportamiento del clima , sino que para hacer que mi robot Yolanda haya podido desarrollar unos aprendizajes de sumo interes para poder tener éxito social , es decir , éxito social es el resultado de que un ser humano o un ser artificial haya aprendido las normas y leyes de una sociedad que le permitan adaptarse a dicha sociedad , y el mas adaptado es el que mas éxito social tiene en la misma , es imprescindible ademas que Yolanda pueda desarrollar , una serie de aprendizajes vitales en la convivencia humana social , como son las leyes etico-morales .

2º) Yolanda aprender a convivir con la sociedad

Para poder posteriormente , en siguientes capitulos de este mismo ensayo , podr elaborar una estructura de las asimilaciones realizadas en Inteligencia enArbol que sea lo mas atractiva posible , de cara a servir de ejemplo adecuado , sobre las formulaciones pertinentes en los programas de aumento de la inteligencia robotica de un sistema mecanico-electronico dotado de Vida Artificial , como es mi Yolanda , he creido adecuado que , ademas de que Yolanda aprenda a tener comportamientos de higiene y aseo personal , o Yolanda aprenda tambien la importancia de tener un comportamiento correlacionado con el clima , a fin de que sus sistemas electronicos no se oxiden con el oxigeno del agua si un dia llueve a cantaros y Yolanda no lleva paraguas , de forma que Yolanda debera protegerse del oxigeno del agua para no oxidarse usando para tal fin un paraguas , tambien es conveniente que Yolanda aprenda una serie de comportamientos de tipo etico y moral , que le podran ser de gran ayuda en sus aprendizajes .

2.1) Comportamientos etico-morales de Silvia observados por Yolanda

Yolanda para poder aprender una serie de comportamientos etico-morales , ha estado observando a Silvia durante una serie de salidas por la ciudad , y Yolanda ha observado que tipo de comportamietnos tipificables como comportamientos eticos o comportamientos morales , era los que Silvia realizaba , al entrar en contacto con pèrsonas en sus salidas habituales , en las cuales Yolanda observaba atentamente el comportamiento de su amiga Silvia . Para tal fin Yolanda ha hecho una tabla de observaciones en la cual Yolanda ha ido calculando la frecuencia con que Silvia realizaba un comportamiento de tipo etico-moral , para despues a partir de la frecuencia del comportamiento etico-moral , Yolanda obtenia el registro , siendo el registro igual al cociente del numero de frecuencia entre el tiempo de observacion , y despues a partir de los registros que Yolanda ha podido calcular , Yolanda ha obtenido las probabilidades empiricas de registro . A partir de las probabilidades empiricas de registro , Yolanda ya podria tener hecha una asimilacion normal de probabilidades de sesgo interno a interiorizar , ya que la probabilidad empirica de registro con que Silvia ha realizado un comportamiento de tipo etico-moral , tambien se podria considerar , como la probabilidad de sesgo interno que podria determinar la frecuencia de ocurrencia de comportamientos etico-morales de Yolanda , partiendo de que las probabilidades empiricas de registro que ha ovbservado Yolanda a Silvia se pudieran tomar directamente como si fueran probabilidades de sesgo interno para la determinacion del comportamiento de Yolanda en su frecuencia y forma . Aunque evidentemente en el proceso de integracion de estas asimilaciones finalmente , las asimilaciones de las probabilidades de registro que ha tomado Yolanda de Silvia , sufriran un importante cambio , dado que en la integracion que haga de las asimilaciones con los conocimientos previos , habra que tener en cuenta una reordenacion estructural de todas las probabildiades empiricas , tanto de las internas como de las recientemente asimiladas , para lo cual , ya explicare lso mecanismos necesarios a adoptarse . Ahora bien , ademas de estos aprendizajes no selectivos , tambien Yolanda puede hacer aprendizajes selectivos en los cuales Yolanda normalmente tendera a aprender mas aquellos aprendizajes mas probables , ya que , el aprendizaje mas probable , es decir , cuya Puntuacion Logaritmica es inferior a la Desviacion Mas Probable , debe ser considrado como un aprendizaje importante , dentro del conjunto de aprendizajes que se pueda hacer , de forma que , normalmente , en un aprendizaje selectivo se tendera a aprender aquellos aprendizajes que sean

mas probables en virtud de la formulacion de la Puntuacion Logaritmica obtenida en relacion a la Desviacion Mas Probable , asimismo tambien en vitud de la Puntuacion Metalogaritmica Simple y la Puntuacion Metalogarimica Compleja . De momento , expondre , la tabla de los aprendizajes observados por Yolanda a Silvia , con sus respectivos registros , y sus respectivas probabilidades empiricas de registro que Yolanda ha podido realizar para obtener la asimilacion pertinente .El tiempo de observacion que ha realziado Yolanda es de siete dias .

		Registro= Frecuencia dividido entre tiempo de observacion	Codificacion = probabilidad empirica de registro
Silvia reciclo	7	7:7 = 1	1 : 7,1427= **0,14**
Silvia acudio a una manifestacion contra la guerra de Irak	1	1 : 7 = 0,1428	0,1428 : 7,1427 = **0,0199**
Silvia espero cuando el semaforo estaba en rojo	15	15:7=2,1428	2,1428 : 7,1427 = **0,2999**
Silvia cedio su asiento en el autocar a una mujer invalida	4	4 : 7 = 0,5714	0,5714 : 7,1427 = **0,0799**
Silvia dio las gracias a alguien que hizo algo por ella	23	23:7=3,2857	3,2857 : 7,1427 = **0,46**
		7,1427	

Todas estas probabildiades empiricas de registro se acaban d calcular , podrian ser pro si mismas , una serie de probabilidades de sesgo interno a utilizar , como una forma de programacion de los comportamietnos de tipo etico-moral , que queremos que Yolanda pudiera desarrollar , a partir de los cuales posteriormente se podria hacer la integracion con las estructuras anteriores , tal como explicare en capitulos destinados a la segunda parte de este ensayo , en Integracion y Probabilidad . De momento lo que ha hecho Yolanda calculando , a partir de las frcuencias de comportamientos de carácter etico-moral que ha desarrollado Silvia , de las cuales ha obtenido el registro , es decir el cociente entre la frecuencia de los comportamietnos de naturaleza etico-moral entre el tiempo de observacion en que se han realizado la toma de dichas ocurrencias , asi como desde el registro se ha pasado posteriormente a la codificacion , siendo la condificacion en esencia la probabilidad empirica del registro . Las probabilidades empiricas de registro como tales podrian ser ya de pro si considerados como las probabilidades de sesgo interno a determinar aquellos comportamientos de Yolanda de naturaleza etico-moral , ahora bien , tambien se pueden desarrollar aprendizajes selectivos en los cuales unicamente se quiera aprender lo mas probable , al ser lo mas probable como un criterio a establecer sobre la importancia de lso aprendizajes , en donde los aprendizajes mas urgentes a aprender seran aquellos aprendizajes mas probables , siendo por tanto los aprendizajes que selectivamente podrian ser utilizados en un proceso de aprendizaje selectivo paralelo o distinto , al aprendizaje no selectivo . La selecciones de cuales serian dentro del proceso de asimilacion , previo a la integracion con las estructuras de probabilidades de sesgo interno previas , de aquellos aprendizajes dignos de seleccionar , una selección que Yolanda podria desarrollar a partir de las probabilidades empiricas de registro calculadas , seria de la siguiente forma

2.2) Selección de los aprendizajes de naturaleza etico-moral mas probables

Sujeto u Opcion	Logaritmo de la probabilidad empirica de registro	Puntuacion Logaritmica : cociente del logaritmo de la probabilidad empirica de registro entre lo mas probable	Contraste de la Puntuacion Logaritmica con respecto la Desviacion Mas Probable	Puntuacion Metaloga-ritmica Simple	Puntuacion Metaloga-ritmica Compleja
		-(Log(10)5)= -0,6989		Cociente de la Puntuacion Logaritmica entre la Desviacion Mas Probable , son muy probables aquellas que sean inferiores a la unidad	Logaritmo de la Puntuacion Metaloga-ritmica Simple, siendo muy probable aquel logaritmo de signo negativo
Silvia reciclo	Log(10) 0,14= -0,8538	-0,8538:-0,6989= **1,2216**	0,9655-1,2216= **-0,2561** **Esta fuera de ser probable, es poco probable**	1,2216:0,9655= 1,2652 **Esta fuera de ser probable , es poco probable**	Log(10) 1,2652= **0,1021** **Esta fura de ser probable , es poco probable**

Silvia acudio a una manifestacion contra la guerra de Irak	Log(10) 0,0199= -1,7011	-1,7011:-0,6989= **2,4339**	0,9655-2,4339= **-1,4684** **Esta fuera de ser probable, es poco probable**	2,4339:0,9655= **2,5208** **Esta fuera de ser probable, es poco probable**	Log(10) 2,5208= **0,4015** **Esta fuera de ser probable, es poco probable**
Silvia espero cuando el semaforo estuvo en rojo	Log(10) 0,2999= -0,523	-0,523:-0,6989= **0,7483**	0,9655-0,7483= **0,2172** **Esta dentro de ser muy probable , es muy probable**	0,7483:0,9655= **0,775** **Esta dentro de ser muy probable , es muy probable**	Log(10) 0,775= **-0,1106** **Esta dentro de ser muy probable , es muy probable**
Silvia cedio su asiento a una mujer invalida	Log(10) 0,0799= -1,0974	-1,0974:-0,6989= **1,5701**	0,9655-1,5701= **-0,6046**	1,5701:0,9655= **1,6262**	Log(10) 1,6262= **0,2111**

			Esta fuera de ser probable , es poco probable	**Esta fuera de ser probable , es poco probable**	**Esta fuera de ser probable , es poco probable**
Silvia dio las gracias cuando hacian algo por ella	Log(10) 0,46= -0,3372	-0,3372:-0,6989= **0,4824**	0,9655-0,4824= **0,4831** **Esta dentro de ser muy probable , es muy probable**	0,4824:0,9655= **0,4996** **Esta dentro de ser muy probable , es muy probable**	Log(10) 0,4996= **-0,3013** **Esta dentro de ser muy probable , es muy probable**
Σ		6,4563			
Σ: –(Log(10)N)		6,4563:0,6989= 9,2378			
Log(10) (Σ : –(Log(10) N)		Log(10) 9,2378= **Desviacion Mas Probable** **0,9655**			

- 2.2.1) Interpretacion de la tabla ahora mismo realizada :

  - 2.2.1.1) Los comportamientos de carácter etico-moral que no han sido seleccionados como muy probables , es decir , aquellos comportamientos etico-morales que han sido definidos como estar fuera de ser probables o poco probables , son precisamente aquellos comportamientos etico morales cuya Puntuacion Logaritmica al ser superior a la Desviacion Mas Probable , lo que indica es que no tienen una frecuencia tan intensa como aquellos que si son definidos mas probables , especialmente en el caso de acudir a la manifestacion de Irak cuya frecuencia es la menor todas ya que , en una semana Silvia ha ido a una manifestacion contra al guerra de Irak , lo cual en comparacion con comportamientos mas propios de la vida diaria como dar las gracias o esperar un semaforo , es evidente que un comportamiento tan esporadico como acudir a una manifestacion contra la guerra de Irak , los comportamientos esporadicos comprados con los comportamientos mas habituales , es logico que los comportamientos mas habituales de la vida diaria sean seleccionados mas facilmente , como aquellos comportamientos mas probables , mientras que los comportamientos esporadicos sean considerados como menos probable . Ahora bien esto implicaria un dilema de naturaleza etico-moral , ya que , si bien es cierto que la frecuencia de la ocurrencia de esperar un semaforo , o de dar las gracias a alguien , es una frecuencia mas habitual que la frecuencia esporadica de asistir a una manifestacion contra la guerra de Irak , sin embargo , es evidente que la moralidad de defender la paz en Irak , es un comportamiento moral mucho mas importante que dar las gracias a alguien . Evidentemente si se compara la importancia de estar en contra de la guerra en Irak que con esperar un semaforo , es evidente que tanto lo uno como lo otro suponen la defensa de la vida : si yo no espero un semaforo expongo mi vida inutilmente a correr un peligro de muerte , al igual que de estar a favor de la guerra en Irak se estarian exponiendo inutilmente vidas en peligro de muerte . Este tipo de situaciones lo que configuran son dilemas morales . Si bien es cierto que dentro del aprendizaje selectivo el comportamiento de acudir a la guerra de Irak no sera tenido en cuenta , tal como explicare cuando lo desarrolle , tambien es cierto que tanto acudir a la manifestacion como esperarse en un semaforo se podrian considerar como parte de las ramas del principio moral de defender la vida , tanto la vida de uno mismo esperando a que el semaforo se ponga en verde , como la vida de los demas al estar a favor de la paz . Esto tipo de situaciones se podrian resolver mediante aprendizajes subordinados o supraordinados , tal como explicaba Ausubel en su teoria del aprendizaje

significativo a partir de inclusiones según nivel de relevancia , en donde los conceptos mas amplios incluyen a los menos amplios , según escalas de importancia conceptual de la significacion del aprendizaje .

- 2.2.1.2) Yolanda ha asimilado selectivamente que hay que dar las gracias siempre que alguien hace algo por ti , al igual que Yolanda ha asimilado que es conveniente tambien esperar cuando un semaforo no esta en verde , es decir , cuando el semaforo esta en rojo hay que esperar para mpodr pasar sin exponer inutilmente la vida a ningun riesgo . Este tipo de asimilaciones que ha hecho Yolanda , son unas asimilaciones selectivas en las que lo que realmente se ha seleccionado , son aquellos comportamientos mas frecuentes , es decir , los mas habituales en comparacion con los restantes , de forma que en estos aprendizajes selectivos lo que se tiende a aprender que es lo mas habitual en relacion con lo que es menos habitual , siendo lo mas habitual lo mas frecuente , y siendo lo mas frecuente lo que es muy probable , y siendo lo que es muy probable , muy probable porque tiene mayor frecuencia de ocurrencia , de forma , que es mas probable que pueda ocurrir que con respecto a aquello que unicamente tiene un valor de esporadico o transitorio . Este tipo de elementos deben ser tenidos en cuenta , dado que , en la medida que lo mas importante a aprender puede ser lo mas frecuente , es decir , lo mas probable , es importante ser conscientes de que a pesar de la importancia que pueda tener muchos comportamientos de tipo esporadico , normalmente , en la adaptacion al medio ambiente , los comportamientos mas importantes en la adaptacion al medio ambiente , pueden ser aquellos comportamientos que se realizan con mas frecuencia , y de los cuales puede depender en gran medida una mejor adaptacion al medio ambiente en el cual se ha de lograr el éxito que se desea , para poder tener una existencia adecuada a las circunstancias en que se encuentra la persona . Es decir , matematicamente es posible que la adaptacion al medio ambiente pueda ser medida en terminos de mayor probabilidades de frecuencia de aquellas ocurrencias , de las cuales , la vida diaria tiene mas necesidad de realizar , o frecuencia de eventualidades diarias ante las cuales se encuentra la vida mas expuesta .

- 2.2.2) Conclusiones : Dentro de la asimilacion de aprendizajes selectivos , en la Asimilacion y Probabilidad que se debe elaborar en el Aprendizaje Artificial , cabe destacar que , se pueden presentar dilemas en los cuales , una serie de comportamientos de escasa frecuencia debido a que son de naturaleza transitoria o esproadica , pueden ser aprendizajes que no sean seleccionados dentro del aprendizaje selectivo , pero que sin embargo pueden ser importantes cuestiones de naturaleza etico-moral , evidentemente la frecuencia con que una persona realiza una tarea diaria con respecto la frecuencia con que una persona anualmente puede acudir a eventos politico-sociales como una manifestacion contra la guerra de Irak , es indudable que siempre , matematicamente , lo mas probable sera la realizacion de aquellas tareas mas habituales que aquellas mas esporadicas . Sin embargo las tareas esporadicas pueden tener tambien una importante carga etico-moral que deberia ser tenida en cuenta , para la creacion de una Afectividad Artificial

respetuosa con los principios etico-morales de las sociedades civilizadas , en donde la defensa de la vida se impone como valor etico-moral fundamental de las relaciones humanas . Normalmente lo mas frecuente son aquellos comportamientos mas habituales , y dentro de la observacion realizada por Yolanda , han sido los comportamientos de dar las gracias cuando alguien hac algo por ti , o de esperar cuando el semaforo asi lo indique , las acciones que se encuentran dentro de lo mas probable en un aprendizaje selectivo , debiendose tener en cuenta no obstante la importancia de otros comportamientos de eventualidad esporadica pero de importante carga etico-moral , especialmente , en el aprendizaje no selectivo que se haga de los comportamientos observados por Yolanda . En suma lo que puede reflejarse , es que la adaptacion a un medio ambiente , puede depender mas de los comportamientos mas frecuentes , que de los comportamientos esporadicos , sin por ello olvidar la importante carga moral que puede tener un comportamiento moral , sin embargo la adaptacion real a la vida diaria , en el medio ambiente en el cual se vive normalmente se produce a partir de comportamientos mas sistematicos , que son mas habituales en las relaciones del individuo con el ambiente . Es decir : la adaptacion humana y robotica a un medio ambiente dependera de que , tanto la adaptacion humana y robotica puedan desarrollar sistemas de apreciacion de cuales son los comportamientos mas frecuentes necesarios para poder mantenerse adaptados al medio ambiente , y asi , en funcion de adaptarse a partir de comportamientos mas probables , poder tener mas éxito en la adaptacion al medio ambiente , que pueda desarrollarse matematicamente tanto en adaptacion humana como en adaptacion robotica. Todo esto lo que evidencia es que : cualquier proceso de adaptacion a un medio ambiente , es en suma la realizacion de aquellos comportamientos mas habituales o frecuentes , en definitiva , la adaptacion a un medio ambiente depende de los comportamientos mas probables necesarios para poder presentar una adaptacion adecuada .

Con la asimilacion que Yolanda ha hecho de los comportamientos de naturaleza etico-moral de Silvia , empezare a partir del proximo capitulo sexto a elaborar lo que serias las estructuras en forma de Inteligencia en Arbol de todas estas asimilaciones , pero en general se distribuirian de la siguiente forma

3º) Distribucion de las estructuras de Inteligencia en Arbol de las asimilaciones realizadas

- 3.1) Aprendizaje de las asimilaciones no selectivas , tipos de Inteligencia en Arbol :

- 3.1.1) Inteligencia en Arbol de las asimilaciones de : codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , codificaciones de comportamiento climatico , codificaciones de comportamiento de Silvia según cambio climatico , codificaciones de comportamientos de carácter etico-moral . De cada muestra de codificaciones se extraera su Punto Medio Total , y se obtendra la probabilidad empirica de Punto Medio Total , y de las cuales se obtendra el Ultimo Punto . A partir del Ultimo Punto se habra una rama del arbol por cada probabilidad empirica de Punto Medio Total . De cada Punto Medio Total habra una rama de arbol con cada codificacion de la que fue obtenido , obteniendose finalmente la los Niveles de Sesgo en cada rama del arbol . Este proceso se repitira en todas las Inteligencias en Arbol :

- 3.1.2) Inteligencia en Arbol de las asimilaciones de : codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , codificaciones de comportamientos de carácter etico-moral . La estructura en Inteligencia en Arbol debera tener en cuenta las ramas del arbol según los Ultimos Puntos , los Puntos Medios Totales , y el Nivel de Sesgo de cada elemento de la estructura en Inteligencia en Arbol.

- 3.1.3) Inteligencia en Arbol de las asimilaciones de : codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , codificaciones de comportamientos de carácter etico-moral . La estructura en Inteligencia en Arbol debera tener en cuenta las ramas dela rbol según los Ultimos Puntos , los Puntos Medios Totales , y el Nivel de Sesgo en cada rama del arbol .

- 3.2) Aprendizajes de las asimilaciones selectivas , tipos de la Inteligencia en Arbol : las estructuras que se pueden hacer en esta modalidad , las explicare mas claramente , cuando llegue el momento oportuno para su explicacion adecuada , ya que , para poder comprender la formulacion de los Aprendizajes de las asimilaciones selectivas creo que primero es mas conveniente , que se pueda comprender a fondo todo el mecanismo de estructuracion y elaboracion de las Inteligencias en Arbol presentes en las asimilaciones no selectivas . En las estructuras de Inteligencia en Arbol mas que darse primacia al Nivel de Sesgo , habra que utilizar otra serie de criterios en su elaboracion interna mas acordes con los elementos de los que dispone la Puntuacion Logaritmica , la Puntuacion Metalogaritmica Simple y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja .

La inteligncia no es un lemento etatico que no se pueda modificar , toda inteligencia es posible modificarla y en Inteligencia Artificial tambien se pueden crear sistemas de modificacion de modelos artificiales de inteligencia mecanico-electronica en maquinas computerizadas . Este tipo de sistemas de modificacion de inteligencia , deben partir del Aprendizaje Artificial , el cual permite no solo incrementar la Inteligencia Artificial sino tambien la Afectividad Artificial , tal como acabo de explicar al abordar el aprendizaje de una serie de comportamientos de carácter etico-moral , siendo ademar incluso , muchos de los aspectos aquí abordados en este ensayo , posiblemente aplicables a otras ramas heuristicas de la ciencia en general , y no solo en la creacion de sistemas artificiales . De hecho , la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion podria ser utilizada en investigaciones heuristicas , al igual que tambien la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion podria ser utilizada en investigaciones heuristicas , es decir , muchas de las formulaciones matematicas con las que estoy trabajando en este ensayo dedicado a la creacion de Aprendizaje Artificial , podria ser en general aplicado a modelos de investigacion heuristica en general . La ciencia como tal abarca una inmensidad de campos de investigacion en los cuales , a menudo , el objeto de las investigaciones es encontrar aquellas frecuencias de ocurrencia similar , para poder crear asi correlaciones , entre las opciones que las crean y configuran , en realidad la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , asimismo tambien como la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , podrian ser aplicables a multitud de investigaciones cientificas heuristicas , como por ejemplo en astroecologica . A menudo en la astroecologia se tendera a investigar la forma con que muchos sucesos de frecuencia similar se correlacionan en el espacio y el tiempo , para lo cual , en astroecologia , se podrian utilizar , para la investigacion de dichos fenomenos , sistemas de correlaciones matematicas que pretenden encontrar los niveles de identidad en las frecuencias de los comportamientos de los fenomenos , a partir de utilizar en astroecologia precisamente la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion igualmente . Precisamente , una de las causas por las que tambien tengo planeado , este mismo año , escribir mi Teoria General de Probabilidad Imposible , es para en dicho ensayo , poder explicar las enormes aplicaciones , en absulamente todas las ciencias , de cuantos recursos matematicos he ido creando en los ultimos ensayos , desde Probabilidad y Decision , ya que todos los ensayos matematicos que he ido creando , pueden tener aplicaciones en multitud de investigaciones cientificas . La revolucion matematica que yo estoy introduciendo , de hecho no guardo la menor duda de que yo estoy sentando las bases matematicas del tercer milenio despues de Cristo , es una revolucion matematica cuyo principal apice , es que , estoy haciendo un sistema de formulaciones matematicas que pueden tener aplicaciones en todas las ramas de la ciencia , en todas las areas del saber humano en que se necesite la matematica como fundamentacion objetiva y logica de la investigacion cientifica que precise de estimaciones exactas . De esta

forma , si la investigacion cientifica depende de las formulaciones matematicas , en la medida que las formulaciones matematicas que presento en todos los ensayos que estoy haciendo son formulaciones capaces de revolucionar la matematica , no tengo la menor duda de que algun dia la ciencia en general podra tener importantes avances cientificos en todas las areas del saber ,en cuanto que los avances matematicos , como yo mismo hago , y como otros muchos matematicos despues de mi realizaran , puedan permitir un progreso en la matematica , que pueda permitir el progreso de la ciencia en general . Si la ciencia depende de la matematica , es indudable por tanto que el desarrollo de la amtematica supone un desarrollo real y general de toda la ciencia . Cualquier avance matematico supone un avance para toda la ciencia humana moderna .

Primera parte : Asimilacion y Probabiliddad

(Capitulo 6º)

XXX me torturo esta noche pasada , en una de las sesiones de tortura mas dura que nunca me han realizado antes . Durante la madrugada este mismo dia , he sufrido un intento de asesinato ejecutado por los torturadores del XXX que se encuentran bajo responsabilidadd XXX . El XXX me ha torturado esta noche elevando el volumen de los ruidos con los que sistematicamente el XXX me tortura , pero durante mas tiempo y con mayor volumen que nunca . el XXX conoce la importancia de mis desccubrimientos matematicos , y el XXX conoce la grave situacion politica en que el pais español va a quedar si continuando ejecutando mis ejercicios de ***neurocinetica*** , y ante esta situacion el XXX me quiere asesinar mediante aumento de ruidos . El XXX es un violador de los derechos humanos , al igual que XXX es un violador de los derechos humanos , es necesario que la comunidad internacional arbitre politicas contra el XXX , y es necesario que la comunidad internacional arbitre politicas contra XXX , porque son amigos de dictadores como Teodoro Obiang . Debido a la terrible tortura a la que el XXX me somete constantemente , ruego a la comunidad internacional que tome medidas de castigo XXX y la mejor forma de castigar a españa , es que la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda tener mientras escribo ,y la comunidad internacional vigile por la seguridad de mi familia y por la seguridad de mis descubrimientos matematicos

1º) Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas de : codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , codificaciones del comportamiento climatico , codificaciones del comportamiento de Silvia según comportamiento climatico , codificaciones de comportamientos etico-morales .

Las asimilaciones que ha efectuado hasta el momento presente Yolanda , unicamente son la primera parte del largo proceso que se podria considerar , como un proceso de Aprendizaje Artificial , en el cual un ser dotado con Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial como es Yolanda ,sera capaz de poder modificar su inteligencia a traves de aprendizajes , que permitan a mi robot Yolanda , poder aumentar de inteligencia autonomamente . En la medida que la inteligencia no se encuentra determinada estrictamente por factores exogenos y endogenos , en la medida que la inteligencia surge de la interaccion de los factores endogenos y exogenos que animan los procesos inteligentes , la inteligencia es modificable , y la modificacion de la inteligencia se efectuara a traves de aprendizajes que permitan desarrollar aun mas los procesos inteligentes del robot o ciborg dotado de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial , y para ser posible este proceso de modificacion de la Inteligencia Artificial , sera necesario operar sistemas de modificacion de la Inteligencia Artificial partiendo de la creacion de sistemas de Aprendizaje Artificial , diseñado estrictamente para sistemas mecanico-electronicos , sean robots , ciborgs , u otro ser de naturaleza computacional que se quiera diseñar . Ahora bien , muchos de los procesos que en el proceso de asimilacion realizado por Yolanda , he utilizado como procesos de Aprendizaje Artificial , tambien podrian ser utilizados en la ciencia heuristica en general , en concreto , las tecnicas matematicas que aquí en esta primra parte de Asimilacion y Probabilidad ha desarrollado bajo los nombres de : Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , son en esencia tecnicas matematicas de investigacion de correlaciones de frecuencia , que podrian ser potencialmente utilizables en otras areas de investigacion cientifica , en general , tanto la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , como la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , podrian ser usadas en cualquier investigacion interesada en conocer los niveles de correlacion existentes entre fenomenos con frecuencias similares , o identicas , en donde la correlacion entre un factor dado en la realidad , y otro factor dado en esa misma realidad , dependen de la identidad , semejanza , o similitud , que puedan presentar dichas frecuencias presentes en dichos fenomenos , de forma que en este tipo de investigaciones heurisitcas , seria realmente util , la utilizacion de las tecnicas matemateticas , que dentro de la Probabilidad Imposible , he venido desarrollando como Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , unas tecnicas que tambien seran de gran interes en las estructuras en Inteligencia en Arbol . Dentro de la Asimilacion y la Probabilidad , mas concretamente para centrar el capitulo en lo que propiamente dicho materia de Aprendizaje Artificial , se puede apreciar que las diferentes estructuras en Inteligencia en Arbol posibles , variaran ,s egun se utilice para la arquitectura de dicha estructura de Inteligencia en Arbol , ya bien las codificaciones de los comportamientos climaticos

que ha podido asimilar Yolanda , o las codificaciones de cómo Yolanda se comportamaba según el comportamiento del clima , o ya bien se usen las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , o las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , en la medida que las codificaciones efectuadas de los comportamientos de higiene y aseo personal permanencen invariantes , al igual que permanecen invariantes los comportamientos relativos a aquellas acciones de naturaleza etico-moral . Sin mas preambulos por tanto , y sin mas dilataciones de explicaciones , empezare a desarrollar una de las formas posibles de estructurar , dentro de la Inteligencia enArbol de las asimilaciones realizadas por Yolanda , en primer lugar , dejando para los siguientes capitulos las restantes formas de estructurar las multiples alternativas de configuracion de dicha Inteligencia enArbol según modelos de correlaciones a tomar , aquí en concreto desarrollare la primera modalidad mas inmediata de cómo estructurar dicha Inteligencia en Arbol de las asimilaciones realizadas no selectivas , tomando para ello las codificaciones realizadas de los comportamientos de higiene y aseo personal , las codificaciones realizadas del comportamiento del clima , las codificaciones realizadas del comportamiento de Silvia ssegúnel clima , y las codificaciones realizadas según los comportamientos de carácter etico-moral . Recordando antes de empezar , que se entiende como codificacion el proceso de obtencion de la probabilidad empirica de registro , de forma que la probabilidad empirica de registro de un sujeto u opcion es igual a la codificacion de dicho sujeto u opcion . Dentro de la estructura que se ha de seguir en Inteligencia en Arbol , para poder hacer un arbol que parta de una base desde la cual se extiendan las subsiguientes ramas del arbol , es necesario obtener los Puntos Medios Totales , las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , y por supuesto es necesario obtener tambien el Ultimo Punto , de todas aquellas codificaciones de asimilaciones que se piensan asimilar en una estructura en forma de Inteligencia en Arbol . Para tan fin , y en la medida que en este capitulo iniciare la configuracion de las multiples opciones de estructuracion de una arquitectura en Inteligencia en Arbol , lo primero mas importante es obtener los Puntos Medios Totales con sus respectivas probabilidades empiricas de las que obtener subsiguientemente los Ultimos Puntos , de las codificaciones en que se va a estructurar la Inteligencia en Arbol que desarrollare en este capitulo a partir de las codificaciones pertinentes ya enunciadas .

1.1) Calculo de los Puntos Medios Totales de cada muestra de codificaciones a asimilar no selectivamente

1.1.1)Punto Medio Total de la muestra de codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal

1.1.1.1) Con el metodo aritmetico

En este caso no es necesario tomar los puntos medios entre los “(ni + ni) : 2” porque que en la Inteligencia en Arbol seria irrelevante , unicamente se estimara el Punto Medio Total de todas las codificaciones de la muestra .

Sujeto u Opcion	Codificacion	Primera tanda	Segunda tanda	Punto Medio Total aritmetico
Silvia se labo las manos	0,4565	(0,4565+0,3043) :2= 0,3804	(0,3804+0,2282): 2= 0,3043	(0,3043+0,1738): 2= **0,239**
Silvia se labo la cara al levantarse	0,3043	(0,3043+0,1521) :2= 0,2282	(0,2282+0,1195): 2= 0,1738	
Silvia se cepillo los dientes	0,1521	(0,1521+0,0869) :2= 0,1195		
Silvia se ducho	0,0869			

1.1.1.2)Con el metodo geometrico

Limite izquierdo	Limite derecho	Punto Medio Total geometrico
(0,4565+0,3043):2=0,3804	(0,1521+0,0868):2=0,1195	(0,3804+0,1195):2=**0,2499**

1.1.2) Punto Medio Total de la muestra de codificaciones de comportamientos del clima

1.1.2.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Codifica-ciones	Primera tada	Segunda tanda	Tercera tanda	Cuarta tanda	Punto Medio Total aritmetico
El sol amanece por el este	0,2692	(0,2692+ 0,1922):2 = 0,2307	(0,2307+ 0,173):2= 0,2018	(0,2018+ 0,1537):2 = 0,1777	(0,1777+ 0,1441):2 = 0,1609	(0,1609+ 0,1393):2 = **0,1501**
Hay rocio	0,1922	(0,1922+ 0,1538):2 = 0,173	(0,173+ 0,1345):2 = 0,1537	(0,1537+ 0,1345):2 = 0,1441	(0,1441+ 0,1345):2 = 0,1393	
El termometro marca 0º	0,1538	(0,1538+ 0,1153):2 = 0,1345	(0,1345+ 0,1345):2 = 0,1345	(0,1345+ 0,1345):2) = 0,1345		

Hay nubes por la mañana	0,1153	(0,1153+ 0,1538):2 = 0,1345	(0,1345+ 0,1345):2 = 0,1345			
Hay nubes por la tarde	0,1538	(0,1538+ 0,1153):2 = 0,1345				
llueve	0,1153					

1.1.2.2)con el metodo geometrico

Limite izquierdo = (ni – ni) – (ni – ni) ≃0

Limite derecho = (ni – ni) – (ni – ni) ≃0

Limite izquierdo	Limite derecho	Punto Medio Total geometrico
0,1922	0,1153	(0,1922+0,1153):2=**0,1537**

Habra quien se pregunta porque he elegido como limite derecho a 0,1153 , y es que , si seleccionamos al limite izquierdo a partir de cual es el que presenta minimas diferencias entre los tres primeros sujetos , e igualmente seleccionamos en el limite derecho al que presenta minimas diferencias entre los tres ultimos sujetos , es evidente que si entre los tres primeros sujetos el que tiene minimas diferencias es 0,1922 , en el limite izquierdo quien tiene minimas diferencias es 0,1153 . De todas

formas para aquellos de mis lectores interesados en conocer mas esta tecnica matematica le ruego que se diriga a la primera parte de Intuicion y Probabilidad , en donde desarrolle la tecnica que acabo de realizar , para la elaboracion de la Recta de Regresion a partir de la Nube de Puntos en el ejemplo de la galaxia recien dscubierta , y calcular las probabilidades empiricas que los sujetos en teoria deberian haber obtenido siguiendo la Recta de Regresion trazada desde la Nube de Puntos .

1.1.3) Punto Medio Total de la muestra de codificaciones del comportamiento de Silvia según clima

1.1.3.1)con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	codificacion	Primera tanda	Segunda tanda	Tercera tanda	Cuarta tanda	Punto Medio Total aritmetico
Silvia lleve anorak	0,1428	(0,1428+ 0,1428):2 = 0,1428	(0,1428+ 0,1249):2 = 0,1338	(0,1338+ 0,1338):= 0,1338	(0,1338+ 0,1561):2 = 0,1449	(0,1449+ 0,1762):2 = **0,1605**
Slvia riegue las plantas	0,1428	(0,1428+ 0,1071):2 = 0,1249	(0,1249+ 0,1428):2 = 0,1338	(0,1338+ 0,1785):2 = 0,1561	(0,1561+ 0,1963):2 = 0,1762	
Silvia use el paraguas	0,1071	(0,1071+ 0,1785):2 = 0,1428	(0,1428+ 0,2142):2 = 0,1785	(0,1785+ 0,2142):2 = 0,1963		

Silvia encienda la calefaccion	0,1785	(0,1785+ 0,25):2= 0,2142	(0,2142+ 0,2142):2 = 0,2142			
Correr las cortinas de par en par	0,25	(0,25+ 0,1785):2 = 0,2142				
Silvia se puso guantes	0,1785					

1.1.3.2)con el metodo geometrico

Limite izquierdo	Limite derecho	Punto Medio Total geometrico
0,1428	0,1785	(0,1428+0,1785):2=**0,1606**

1.1.4)Punto Medio Total de la muestra de codificaciones del comportamiento etico-moral de Silvia

1.1.4.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	codificacion	Primera tanda	Segunda tanda	Tercera tanda	Puto Medio Total aritmetico
Silvia recicla	0,14	(0,14+ 0,0199):2= 0,0799	(0,0799+ 0,1599):2= 0,1199	(0,1199+ 0,1749):2= 0,1474	(0,1474+ 0,2024):2= **0,1749**
Silvia acudio a una manifes-tacion contra la guerra de Irak	0,0199	(0,0199+ 0,2999):2= 0,1599	(0,1599+ 0,1899):2= 0,1749	(0,1749+ 0,2299):2= 0,2024	
Silvia espero cuando el semaforo estaba en rojo	0,2999	(0,2999+ 0,0799):2= 0,1899	(0,1899+ 0,2600):2= 0,2299		
Silvia cedio su asineto a una mujer invalida	0,0799	(0,0799+ 0,46):2= 0,2699			
Silvia dio las gracias a alguien que hizo algo por ella	0,46				

1.1.4.2) con el metodo geometrico

Limite izquierdo	Limite derecho	Punto Medio Total geometrico
0,14	0,46	(0,14+0,46):2 = **0,3**

1.2) Probabilidad empirica de los Puntos Medios Totales

1.2.1)con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total aritmetico	Probabilidad empirica del Punto Medio Total aritmetico
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,239	0,239:0,7245=**0,3298**
Comportamiento del clima	0,1501	0,1501:0,7245=**0,2071**
Comportamiento de Silvia según el comportamiento del clima	0,1605	0,1605:0,7245=**0,2215**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,1749	0,1749:0,7245=**0,2414**
	0,7245	

1.2.2)con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total geometrico	Probabilidad empirica del Punto Medio Total geometrico
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,2499	0,2499:0,8642=**0,2891**
Comportamiento del clima	0,1537	0,1537:0,8642=**0,1778**
Comportamiento de Silvia según el clima	0,1606	0,1606:0,8642=**0,1858**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,3	0,3:0,8642=**0,3471**
	0,8642	

1.3) Ultimo Punto de las asimilaciones

1.3.1)con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica del Punto Medio Total aritmetico	Primera tanda	Segunda tanda	Ultimo Punto aritmetico

Comportamientos de higiene y aseo personal	0,3298	(0,3298+0,2071):2= 0,2684	(0,2684+0,2143):2= 0,2413	(0,2413+0,2228):2= **0,232**
Comportamiento del clima	0,2071	(0,2071+0,2215):2= 0,2143	(0,2143+0,2314):2= 0,2228	
Comportamiento de Silvia según clima	0,2215	(0,2215+0,2414):2= 0,2314		
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,2414			

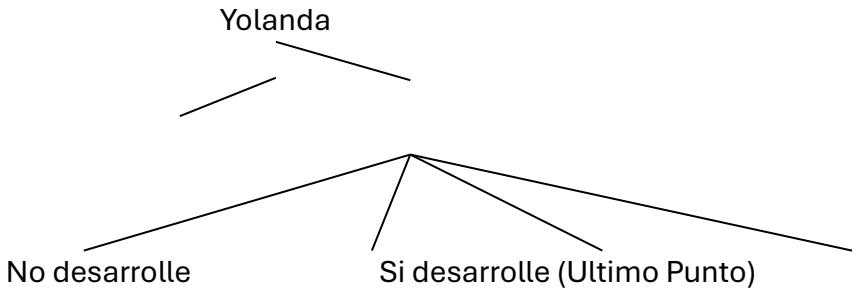
1.3.2)con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica del Punto Medio Total geometrico	Primera tanda	Segunda tanda	Ultimo Punto geometrico
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,2891	(0,2891+0,1778):2= 0,2334	(0,2334+0,1818):2= 0,2076	(0,2076+0,2241):2= **0,2158**
Comportamiento del clima	0,1778	(0,1778+0,1858):2=	(0,1818+0,2664):2=	

		0,1818	0,2241	
Comportamiento de Silvia según clima	0,1858	(0,1858+0,3471) :2= 0,2664		
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,3471			

1.4) Inteligencia en Arbol

La estructura del arbol tanto en el metodo aritmetico como en el metodo geometrico se hara siempre de la siguiente forma :



Comportamientos de comportamiento Conceptos de Comportamiento

Higiene y aseo comportamiento del clima según clima etico moral

n1 n2 n3 n4 n1 n2 n3 n4 n5 n6 n1 n2 n3 n4 n5 n6 n1 n2 n3 n4 n5

Desde el Ultimo Punto para abajo siempre se utilizaran las probabilidades empiricas respectivas en cada caso : las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales

aritmeticos o geometricos y codificaciones , usando las probabilidades empiricas de forma semejante al capitulo 37 de la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad . Tambien quiero indicar una innovacion

1.4.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de sujeto u opcion	Probabilidad teorica de evolucion del fenomeno	Probabilidad empirica de Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica de evolucion del fenomeno	Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion	Nivel de Sesgo de evolucion del fenomeno
QueYolanda no los desarrolle	1:2 = 0,5	0,5				
Que Yolanda si los desarrolle Ultimo Punto	1 : 2 = 0,5	0,5	0,232	0,5	0,232-0,5= **-0,268**	0
Comporta-mientos de aseo e higiene	1 : 4 = 0,25	0,5:4= 0,125	Probabilidad empirica del PMT 0,3298	(0,5:21)x4 = 0,0952	0,3298-0,25= **0,0798**	0,0952-0,125= **-0,0298**

Conceptos de clima	1 : 4 = 0,25	0,5:4= 0,125	Probabilidad empirica del PMT 0,2071	(0,5:21)x6 = 0,1428	0,2071-0,25= **- 0,0429**	0,1428-0,125= **0,0178**
Comporta-miento según clima	1 : 4 =0,25	0,5:4= 0,125	Probabilidad empirica del PMT 0,2215	(0,5:21)x6 = 0,1428	0,2215-0,25= **-0,0285**	0,1428- 0,125= **0,0178**
Comporta-miento etico moral	1 : 4 =0,25	0,5:4= 0,125	Probabilidad empirica del PMT 0,2414	(0,5:21)x5 = 0,119	0,2414-0,25= **-0,0086**	0,119-0,125= **-0,006**
Labarse las manos	1 : 4 =0,25	0,125:4= 0,0312	Codificacion 0,4565	0,0952:4= 0,0238	0,4565-0,25= **0,2065**	0,0238-0,0312= **-0,0074**
Labarse la cara	1 : 4 = 0,25	0,125:4= 0,0312	Codificacion 0,3043	0,0952:4= 0,0238	0,3043-0,25= **0,0543**	0,0238-0,0312= **-0,0074**
Cepillarse los dientes	1 = 4 = 0,25	0,125:4= 0,0312	Codificacion	0,0952:4= 0,0238	0,1521-0,25=	0,0328-0,0312=

			0,1521		**- 0,0979**	**-0,0074**
ducharse	1 = 4 =0,25	0,125:4= 0,0312	Codificacion 0,0869	0,0952:4= 0,0238	0,0869-0,25= **-0,1631**	0,0328-0,0312= **-0,0074**
El sol amanezca por el este	1: 6 = 0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,2692	0,1428:6= 0,0238	0,2692-0,1666= **0,1026**	0,0238-0,0208= **0,003**
Haya rocio	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1922	0,1428:6= 0,0238	0,1922-0,1666= **0,0256**	0,0238-0,0208= **0,003**
El termometro marque 0º	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1538	0,1428:6= 0,0238	0,1538-0,1666= **-0,0128**	0,0238-0,0208= **0,003**
Haya nubes por la mañana	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1153	0,1428:6= 0,0238	0,1153-0,1666= **-0,0513**	0,0238-0,0208= **0,003**
Haya nubes por la tarde	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1538	0,1428:6= 0,0238	0,1538-0,1666= **-0,0128**	0,0238-0,0208= **0,003**
llueva	1:6=0,1666	0,125:6=	Codificacion	0,1428:6=	0,1153-0,1666=	0,0238-0,0208=

		0,0208	0,1153	0,0238	**-0,0513**	**0,003**
Silvia lleve el anorak	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1428	0,1428:6= 0,0238	0,1428-0,1666= **-0,0238**	0,0238-0,0208= **0,003**
Silvia riegue las plantas	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1428	0,1428:6= 0,0238	0,1428-0,1666= **-0,0238**	0,0238-0,0208= **0,003**
Silvia use el paraguas	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1071	0,1428:6= 0,0238	0,1071-0,1666= **-0,0595**	0,0238-0,0208= **0,003**
Silvia encendio la calefaccion	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1785	0,1428:6= 0,0238	0,1785-0,1666= **0,0119**	0,0238-0,0208= **0,003**
Silvia corrio las cortinas de par en par	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,25	0,1428:6= 0,0238	0,25-0,1666= **0,0834**	0,0238-0,0208= **0,003**
Silvia se puso guantes	1:6=0,1666	0,125:6= 0,0208	Codificacion 0,1785	0,1428:6= 0,0238	0,1785-0,1666= **0,0119**	0,0238-0,0208= **0,003**
Silvia recicla	1:5=0,2	0,125:5= 0,025	Codificacion	0,119:5= 0,0238	0,14-0,2= **- 0,06**	0,0238-0,025= **-0,0012**

			0,14			
Silvia a favor paz en lrak acude mani-festacion	1:5=0,2	0,125:5= 0,025	Codificacion 0,0199	0,119:5= 0,0238	0,0199-0,2= **- 0,0001**	0,0238-0,025= **-0,0012**
Silvia espero semaforo en rojo	1:5=0,2	0,125:5= 0,025	Codificacion 0,2999	0,119:5= 0,0238	0,2999-0,2= **0,0999**	0,0238-0,025= **-0,0012**
Silvia cedio asiento a mujer invalida	1:5=0,2	0,125:5= 0,025	Codificacion 0,0799	0,119:5= 0,238	0,0799-0,2= **-0,1201**	0,0238-0,025= **-0,0012**
Silvia da las gracias cuando hacen algo por ella	1:5=0,2	0,125:5= 0,025	Codificacion 0,46	0,119:5= 0,238	0,46-0,2= **0,16**	0,0238-0,025= **-0,0012**

1.4.2) con el metodo geometrico

Debido que seria repetir basicamente los mismos calculos el repetir la tabla entera unicamente para demostrar como se aplicaria , de forma identica con el metodo geometrico , entonces a continuacion lo unico que pasare a calcular serian las unicas diferencias de calculo que habria con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de sujeto u Opcion	Probabilidad empirica de Sujeto u Opcion	Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion
Si desarrolle las asimilaciones Utimo Punto	1 : 2 = 0,5	0,2158	0,2158-0,5= **-0,2842**
Comportamientos de higiene y aseo personal	1:4=0,25	0,2891	0,2891-0,25= **0,0391**
Conceptos de clima	1:4=0,25	0,1778	0,1778-0,25= **-0,0722**
Comportamientos de Silvia según clima	1:4=0,25	0,1858	0,1858-0,25= **-0,0642**
Comportamientos etico-morales de Silvia	1:4=0,25	0,3471	0,3471-0,25= **0,0971**

Lo que acabo de desarrollar en este capitulo es una de las formas posibles en que podria desarrollarse el proceso d asimilacion hasta la creacion de una estructura de Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , realizadas tras haber calculado el registro y la codificacion correspondiente , siendo la codificacion la probabilidad empirica del registro , y siendo el registro igual al cociente de la frecuencia entre el tiempo de observacion . La Asimilacion y Probabilidad demuestra ser por tanto una teoria solida , una teoria matematica que puede permitir crear sistemas de asimilaciones de aprendizajes en sistemas de maxima inteligencia y afectividad . Sin olvidar que

muchas de las formulaciones matematicas aquí expuestas podrian ser igualmente utilizables en modelos de investigacion heurisitica en la ciencia en general , el hecho de que aquí este especializando las formulaciones a la labor de crear Aprendizaje Artificial , no significa que todas las formulaciones aquí realizadas pueden tener aplicaciones en muchos ambitos de la ciencia en general , y especialmente , en la investigacion heuristica . En los siguientes capitulos de esta primera parte de Asimilacion y Probabilidad ,seguire abordando las demas formas de estructurar la arquiectura de la Inteligencia en Arbol utilizando para ello , tanto las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , como las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , asimismo como tambien debere abordar muy especialmente el aprendizaje selectivo , ya que lo que acabo de realizar en este capitulo , y lo que realizare de momento en los capitulos siguientes , es un aprendizaje no selectivo en el que no estoy haciendo uso de momento de las Puntuaciones Logaritmicas , las Puntuaciones Metalogaritmicas Simples ni de las Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas , ya que toda la teoria de la Puntuacion Logaritmica la empleare mas en especial al desarrollar lo que seria el aprendizaje selectivo . De momento este capitulo ha sido un capitulo en donde se ha expuesto un modelo de aprendizaje no selectivo al igual que de momento , en los siguientes capitulos seguire exponiendo modelos de estructuracion arquitectonica de la Inteligencia en Arbol en forma no selectiva , y por supuesto , siempre utilizando formulaciones matematicas , que si bien aquí las empleo mas en concreto en la creacion de Aprendizaje Artificial , en realidad serian aplicables a la ciencia heuristica en general .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidadd

(Capitulo 7º)

Ayer por la madrugada sufri un intento de asesinato , me aumentaron el volumen de los ruidos que utiliza el XXX , bajo maxima responsabilidad del XXX para matarme , intento de asesinato del que sali vivo gracias a mi resistencia fisica y mental , y al igual que yo mismo XXX es un violador de los derechos humanos XXX para asesinar XXX a traves de hacer aparentar accidentes de coche XXX. La comunidad internacional debe concienciarse que es impermisible que violadores de los derechos humanos como el XXX puedan seguir violando la legalidad internacional utilizando la tortura como arma politica XXX. La comunidad internacional debe arbitrarr politicas de castigo contra el XXX , la comunidad internacional debe activar politicas de castigo XXX. Una de las formas con que la comunidad internacional puede castigar al pais español , es por medio de que la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo mismo pueda cometer mientras escribo bajo tortura , y la comunidad internacional vele por la seguridad de mi familia y de mis descubrimientos matematicos .

1º) Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas de : codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , codificaciones de comportamientos etico-morales.

La estructura de la Inteligencia en Arbol es una estructura que tiende a culminar en una forma piramidal , en la cual , en la base de la piramide , tienden a encontrarse los sujetos u opciones individuales , y a medida que se van formulando lso calculos de los Puntos Medios Totales , las probabilidades empiricas de los Puntos MediosTotales , y los Ultimos Puntos , tanto utilizando la tecnica del metodo geometrico como el metodo aritmetico , se va logrando asi que , a partir de una serie de sujetos u opciones individuales se pueda ir dando una forma a una estructura en forma de piramide . La Inteligencia en Arbol de todas formas si la he bautizado como una arquitectura en Arbol , es precisamente porque , la forma de operarse posteriormente en la Integracion y Asimilacion , es muy parecida a las tecnicas de redes conceptuales y de mapas conceptuales , que actualmente se utilizan en las tecnicas educativas de aprendizaje en los sistemas de enseñanza de casi todo el planeta , siendo unas estructuras que normalmente tienden a ramificarse en formas de arbol , o al menos es en sus formas de ramificacion multiples a partir de un vertice unico , como se suelen conocer mas a estas estructuras , como estructuras en forma de arbol , en donde se encuentra la semejanza entre este tipo de redes conceptuales con las estruras de los arboles genealogicos familiares , en donde a partir de un vertice unico se van realizando las ramificaciones del arbol conceptual , al igual que en los arboles genealicos se relacionan los miembros de una familia nuclear o extensa . Precisamente se debe a esta semejanza de ramificaciones que suelen presentar las estructuras conceptuales en forma de mapas conceptuales o redes conceptuales , por lo que a estas estruras de ramificaciones conceptuales se las suele considerar en arbol . Sin embargo , la drastica diferencia que se presenta entre la Inteligencia en Arbol que , yo mismo , estoy exponiendo dentro del marco teorico que ofrece la Probabilidad Imposible , es que este tipo de sistemas de ramificaciones conceptuales pueden ser representadas matematicamente a traves de : Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion , Nivel de Sesgo de Evolucion del Fenomeno . La consideracion del Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion como la consideracion del Nivel de Sesgo de Evolucion del Fenomeno , parten por tanto de la elaboracion matematica de una estructura de ramificaciones conceptuales a partir del Segundo Metodo , en la forma que estas ramificaciones se logran concretar a traves de los Puntos Medios Totales como la forma matematica de considerar al concepto inclusor , siendo el concepto inclusor lo que incluye a los conceptos individuales que serian los sujetos u opciones , y a su vez el Ultimo Punto como el culmen de las ramificaciones en un concepto que lso globaliza y a traves del Ultimo Punto representable matematicamente . Es decir , el sistema del aprendizaje

significativo de Ausubel y Bruner , al igual que ya incluso presente en cierta forma en la obra de Vygotsky y Piaget , es un sistema de conceptos formando estructuras cognitivas complejas , y que , utilizando la Probabilidad Imposible del Segundo Metodo , tal como explique en Intuicion y Probabilidad primera parte , y utilizando la estructura de la Inteligencia enArbol tal como lo explique en el capitulo 37 de la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad , este sistema de estructuracion conceptual que ya viene desarrollando conceptualmente en Vygotsky , Piaget , Ausubel y Bruner , es un sistema conceptual al que podemos dotar de formulacion matematica , y la importancia de dotar de formulacion matematica a este tipo de teorias del aprendizaje , es para poder elaborar sistemas de modificacion de la Inteligencia Artificial y de la Afectividad Artificial , comprendiendo tal como hacia la psicologia de Vygotski que , la inteligencia es modificable , y si la inteligencia es modificable , entonces cualquier ser dotado de Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , tambien puede presentar sistemas artificiales de modificacion autonoma de la Inteligencia . Es decir , supongamos que en un programa espacial de Naciones Unidas , resulta que el secretario general de Naciones Unidas envia un robot a una base lunar , este robot en un principio podria tener un nivel de inteligencia inicial , pero si este mismo robot autonomamente pudiera desarrollar un aumento de su propia inteligencia , a traves de sistemas de Aprendizaje Artificial autonomo , este mismo robot al cabo de un tiempo podria haber adquirido gracias al Aprendizaje Artificial una inteligencia superior a la inicial . Es decir , a traves de la Asimilacion y Probabilidad , y la Integracion y Probabilidad , tal como desarrollare consecuentemente cuando termine todos los procesos de asimilaciones de mi robot Yolanda , se podria asi operar un dispositivo de Aprendizaje Artificial en que el seres mecanico-electricos artificiales , dotados por tanto tambien de lo que se denomina Vida Artificial , podria aumentar su inteligencia mas alla de la inteligencia inicial de fabricacion con que se les dotase en su diseño computacional inicial . Ahora bien , este tipo de formulaciones matematicas que aquí estoy desarrollando , pueden ser aplicadas mas alla de la propia tecnologia punta , hacia el campo de la investigacion heuristica , ya que las potencialidades que presentan mcuhas de las formulaciones que estoy exponiendo en este mismo ensayo , podrian tener importantes aplicaciones en el conjunto general de la investigacion cientifica heuristica . En este sentido cualquier investigacion heuristica interesada en conocer niveles de correlacion entre fenomenos que presentan una frecuencia similar , podrian ser investigaciones en las cuales , el uso de las formulaciones de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , podrian dar importantes aportaciones a la ciencia en general . Debido a las importantes aplicaciones y potencialidades que tienen todos mis descubrimientos matematicos , es porque lo que siempre ruego a la comunidad internacional que por favor vigile por la seguridad de mis descubrimientos matematicos , ya que en ultima instancia quien debe beneficiarse de la ciencia es la humanidad en su conjunto para lo cual , entre todos juntos , debemos respetar el trabajo cientifico . Pero sin mas dilataciones de

explicaciones , quiero explicar en que consistira el capitulo septimo presente , en el cual quiero centrar la investigacion matematica que estoy desarrollando , hacia otra modalidad de construccion de la estructura de la Inteligencia en Arbol en el proceso de asimilaciones no selectivas . En el capitulo antecedente la estructura de Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas la desarrolle usando para tan fil las codificaciones de los comportamientos de higiene y aseo personal , las codificaciones de lol conceptos de clima , las codificaciones de los comportamientos de Silvia según el clima , y las codificaciones de los comportamientos etico-morales de Silvia . Ahora bien , otras formas de poder realizar la estructuracion pertinente de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , seria teniendo en cuenta , en lugar de las codificaciones de clima o de las codificaciones de comportamiento de Silvia según el clima , aquellas Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , y aquellas Probabildiades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , a estructurar por separada cada modalidad de probabilidades correlacionales en arboles diferentes de Inteligencia en Arbol , para cada forma de estructuracion de las ramificaciones posibles tomando dichas probabilidades correlacionales , conjuntamente , en cada modalidad de probabilidad correlacional , cada modalidad de probabilidad correlacional junto con las codificaciones de comportamientos de higiiene y aseo personal , y las codificaciones de comportamientos etico-morales de Silvia . Y asi de esta forma , en la medida que en este capitulo unicamente tendre tiempo de poder formular la estructura de Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas de : las codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , y las codificaciones de comportamientos tico-morales de Silvia ; en el siguiente capitulo octavo hare lo mismo pero con las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida conjuntamente con las restantes codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal asimismo como etico-morales de Silvia , para asi en el capitulo noveno poder abordar la forma de las multiples estructuraciones de Inteligencia en Arbol selectivas a partir de las Puntuaciones Logaritmicas , las Puntuaciones Metalogaritmicas Simples y Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas , siendo quizas el capitulo noveno uno de los mas importantes de las estructuraciones de Inteligencia en Arbol de asimilaciones por cuanto que dare formulas matematicas nuevas . El capitulo noveno lo escribire por la mañana , para poder asi tener todo el tiempo necesario a mi disposicion y poder explicar todo sin tener problemas de tiempo . Pero antes de precipitar acontecimientos , es mejor centrarse en el capitulo presente en donde abordare otra de las multiples formas de poder construir la estructuracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en este caso en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas . En la medida que en el aprendizaje no selectivo de las Puntuaciones

Logaritmicas Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas dio como resultado que todas eran muy probables , pero sin embargo al calcular el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo , al realizar el contraste entre las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion con respecto la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , se pudo comprobar que habian una serie de variables que presentaban una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion superior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , y en la medida que en el Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo , el hecho de que una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion sea superior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total es una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion muy poco correlacionada y poco representantiva , ya que se aleja mucho de cero , es decir , se aleja mucho de Probabilidad Imposible, y en la medida que a este caso atendian las siguientes variables : que amanezca el sol por el este , Silvia lleve paraguas , Silvia corra las cortinas de par en par ; estas tres variables ahora mismo citadas aunque si seran tenidas en cuenta en la estructuracion de la Inteligencia en Arbol selectivo dado que eran muy probables , en virtud de que sus Puntuaciones Logaritmicas eran inferiores a la Desviacion Mas Probables , y en virtud de que sus Puntuaciones Metalogaritmicas Simples eran inferiores a la unidad , y en virtud de que sus Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas eran de signo negativo , si bien las tres variables mencionadas , a saber : que el sol amanezca por el este , Silvia use paraguas , Silvia corra las cortinas de par en par ; son variables que si entran en el proceso de aprendizaje selectivo , sin embargo , en el aprendizaje no selectivo que a continuacion desarrollare , si bien se podrian tener en cuenta dado que en realidad en un aprendizaje no selectiva no se tendria en teoria porque descartarse nada , no obstante en la medida que en el Nivel Representacional Correlacional de Sesgo Minimo estas tres variables citadas eran poco correlacionadas , aunque si bien no tendrian porque descartarse en teoria , dentro del ejemplo que a continuacion desarrollarse si las dejare descartadas , como ejemplo de que , si bien en teoria en una asimilacion no selectiva como la que a continuacion desarrollare sin tener en cuenta las Puntuaciones Logaritmicas , ni las Puntuaciones Metalogaritmicas Simples o Complejas , en teoria la naturaleza no selectiva de un aprendizaje es que no tiene porque descartarse nada , a pesar de ello , como ejemplo de que el Nivel Representacional Correlacional de Sesgo Minimo si se puede utilizar en la delimitacion de los conocimientos a aprender en la estructuracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , las tres variables citadas , no seran tenidas en cuenta , de forma que en la obtencion del Punto Medio Total de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , tendre en cuenta todos las variables salvo aquellas que se consideran poco correlacionadas en virtud de su Nivel de Representacion Correlacional de Sesgo Minimo poco correlacionado .Para posteriormente el Punto Medio Total obtenido de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio

de Sesgo Minimo , pasar a incluirlo dentro de una muestra de Puntos Medios Totales , junto con el Punto Medio Total de las codificaciones de comportamiento de higiene y aseo personal , y el Punto Medio Total de los comportamientos etico-morales de Silvia , de los que obtendre las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , de los que obtendre el Ultimo Punto , que sera asi el vertice de la estructuracion de la Inteligencia en Arbol propuesta . Para tal fin , en la medida que los Puntos Medios Totales de las codificaciones de comportamiento de higiene y aseo personal fue ya calculado en el capitulo anterior , al igual que el Punto Medio Total de las codificaciones de comportamientos etico-morales de Silvia , en este capitulo me queda por calcular el Punto Medio Total de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , para despues hacer las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , de los que asi calcular el Ultimo Punto , para poder estructurar la Inteligencia en Arbol deseada .

1.1)Punto Medio Total de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invrtida

1.1.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	p(xi)	1ªtanda	2ªtanda	3ªtanda	4ªtanda	5ªtanda	6ªtanda	7ªtanda	8ªtanda
Rocio	0,0841	(0,0841+0,0849) :2= 0,0845	(0,0845+0,0841) :2= 0,0843	(0,0843+0,0841) :2= 0,0842	(0,0842+0,0841) :2= 0,0841	(0,0841+0,084) :2= 0,084	(0,084+0,084) :2= 0,084	(0,084+0,084) :2= 0,084	(0,084+ 0,084) :2= **<u>0,084</u>**

0º	0,0849	0,0849+0,0833):2= 0,0841	(0,0841+0,0841):2= 0,0841	(0,0841+0,0841):2= 0,0841	(0,0841+0,084):2= 0,084	(0,084+0,084):2= 0,084	(0,084+0,084):2= 0,084	(0,084+ 0,084):2= 0,084	
Nubes Por la mañana	0,0833	(0,0833+0,0849):2= 0,0841	(0,0841+0,0841):2= 0,0841	(0,0841+0,0839):2= 0,084	(0,084+0,084):2= 0,084	(0,084+0,0841):2= 0,084	(0,084+ 0,0841):2= 0,084		
Nubes por la tarde	0,0849	(0,0849+0,0833):2= 0,0841	(0,0841+0,0838):2= 0,0839	(0,0839+0,0841):2= 0,084	(0,084+0,0842):2= 0,0841	(0,0841+0,0842):2= 0,0841			
Llueva	0,0833	(0,0833+0,0844):2= 0,0838	(0,0838+0,0844):2= 0,0841	(0,0841+0,0843):2= 0,0842	(0,0842+0,0842):2= 0,0842				
Anorak	0,0844	(0,0844+0,0844):2= 0,0844	(0,0844+0,0842):2= 0,0843	(0,0843+0,0841):2= 0,0842					
Regar	0,0844	(0,0844+0,	(0,0842+0,						

		084):2= 0,0842	084):2= 0,0841						
Calefaccion	0,084	(0,084+0,084) :2= 0,084							
guantes	0,084								

1.1.2) con el metodo geometrico

1.1.2.1) Siguiendo la logica correlacional de minima diferencia de las probabilidades empiricas de registro , atendiendo a la maxima proximidad correlacional a la unidad

La Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida mas proxima a la unidad , es aquella que presentaba una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion mas proxima a Probabilidad Imposible , luego , aquella Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida mas proxima a la unidad , es la que mejor se adapta a los criterios de selección en cada extremo de la Recta de Regresion (la Recta de Regresion en muestras de mas cuatro sujetos u opciones , se establece , bajo el criterio de que , los limites asignados a la Recta de Regresion deben ser aquellos sujetos que encontrandose , ya bien de la mitad de los enesimoss sujetos para abajo presentando una puntuacion con menor diferencias con los restantes sujetos siendo asi el limite izquierdo , o ya bien de la mitad de los enesimos sujetos para arriba presentando una punutacion con menor diferencias con los restants sujetos siendo asi el limite derecho) , y el Punto Medio Total en el Metodo Aristotelico , es decir , el metodo geometrico , es el cociente entre los dos extremos o limites de la Recta de Regresion , de forma que el

calculo del Punto Medio Total por el metodo geometrico asi se simplifica de la siguiente forma :

Limite izquierdo	Limite derecho	Punto Medio Total geometrico
0,0844	0,0844	(0,0849+0,0844):2=0,0846

0,0849 → es muy proximo a la unidad , luego esta muy correlacionado , entonces el sujeto que tenia esta probabilidad empirica tenia que estar muy correlacionado con los demas sujetos , es decir , deberia de tener una probabilidad empirica de registroque presentaba escasas diferencias con las demas probabilidades empiricas de registro de los demas sujetos u opciones .

0,0844 → es muy proximo a la unidad , luego esta muy correlacionado , entonces el sujeto que tenia esta probabilidad empirica tenia que esta muy correlacionado con los demas sujetos , es decir , deberia de tener una probabilidad empirica de registro que presentaba escasas diferencias con las demas probabilidades empiricas de registro de los demas sujetos u opciones .

En la Nube de Puntos de las codificaciones en si , la Recta de Regresion mas representantiva seria precisamente aquella : que teniendo un Limite izquierdo en 0,849 y un limite derecho en 0,844 seria representativa de las probabilidades empiricas de registro , en virtud de que 0,0849 es la correlacion correspondiente al sujeto u opcion con una probabilidad empirica de registro con menor sesgo en relacion con las demas probabilidades empiricas de registro en el limite izquierdo , y el sujeto con 0,0844 es aquel que tiene una probabilidad empirica de registro con menores diferencias en el limite derecho con las restantes probabildiades empiricas de registro . Los limites de la Recta de Regresion en una Nube de Puntos de mas de cuatro sujeto sujetos se establecen a partir de ordenar como limites , izquierdo y derecho , aquellas puntuaciones con menores diferencias en cada ambito izquierdo o derecho . De esta forma asi , el sujeto y opcion “el termometro marque 0º ” seria el limite izquierdo en la Nube de Puntos de las probabilidades empiricas de registro , y el sujeto u opcion “Silvia

riegue las plantas” seria el limite derecho de dicha Nube de Puntos de probabilidades empiricas de registro , en virtud de que un limite de la Recta de Regresion es mas representativo para servir en funciones de limite de la misma , por cuanto mantenga las minimas diferencias imprescindibles con los restantes sujetos u opciones del ambito del espacio en la Recta de Regresion que ocupe .

.1.2.2) Siguiendo la logica de la muestra de la propia Nube de Puntos de las mismas Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas

Si no tenemos en cuenta que el sol amanezca por el este , entonces el limite izquierdo de la propia Nube de Puntos que formarian las propias Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , el limite izquierdo correspondencia a 0,0841 al ser el mas representativo del lado izquierdo de la grafica , y el mas representativo de la grafica en el lado derecho seria 0,084 en la medida que aquí tomo esta eleccion porque , siendo en realidad el lado derecho de la grafica dominado igualmente por 0,0844 y tambien por 0,084 , aquí en este caso me daria lo mismo elegir uno u otro al ser iguales y no tener minima diferenciacion posible en que establecer mi criterio de selección , por lo que finalmente me decido por escoger 0,084 al ser el que , de representarse en una Nube de Puntos no cambiaria el sentido descendente de la grafica , es decir , la relacion de inversalidad proporcional , y es la probabilidad que graficamente ocuparia una posicion mas exterior de las presentes. En el ensayo que haga sobre Teoria General de Probabilidad Imposible , explicare con mas detalle el proceso de selección de los limites de la Recta de Regresion cuando se trata de muestras de mas de cuatro sujetos u opciones .

Limite izquierdo	Limite derecho	Punto Medio Total geometrico
0,0841	0,084	(0,0841+0,084):2=0,084

1.2) Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales

Aquí calculare la probabilidad empirica de los siguientes Puntos Medios Totales , tanto de los obtenidos con el metodo aritmetico como con el metodo geometrico : la probabilidad empirica del Punto Medio Total de los comportamientos de higiene y aseo personal , cuyo Punto Medio Total calcule ya een el capitulo precedente pero aquí teniendo en cuenta el Punto Medio Total de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Sujeto u Opcion Invertidas , asi como la probabilidad empirica del Punto Medio Total de los comportamientos etico-morales de Silvia cuyo Punto Medio Total ya calcule en el capitulo precendete , y ahora restar calcular su probabilidad empirica en funcion de tener en cuenta el Punto Medio Total de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , asi como la probabilidad empirica del Punto Medio Total de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas . Este proceso se debera realizar tanto con el metodo aritmetico como geometrico . Para a partir de obtener las probabilidades empiricas asi calcular el Ultimo Punto , tanto con el metodo aritmetico como con el metodo geometrico .

1.2.1) Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	Probabilidad empirica del Punto Medio Total
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,239	0,239:0,4979=**0,48**
Correlaciones de comportamiento de Silvia según clima	0,084	0,084:0,4979=**0,1687**
Comportamientos etico-morales de Silvia	0,1749	0,1749:0,4979=**0,3512**
	0,4979	

1.2.2) Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales con el metodo geometrico

1.2.2.1) Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales con el metodo geometrico atendiendo a los limites de maxima proximidad a la unidad

Sujetos u Opciones	Puntos Medios Totales	Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,2499	0,2499:0,6345=**0,3938**
Correlacion del comportamiento de Silvia según clima	0,0846	0,08465:6345=**0,1333**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,3	0,3:0,6345=**0,4728**
	0,6345	

1.2.2.2) Probabilidades empi

ricas de los Puntos Medios Totales con el metodo geometrico atendiendo a la disposion de las mismas Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas .

Sujeto u Opcion	Puntos Medios Totales	Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,2499	0,2499:0,6339=**0,3942**
Correlaciones del comportamiento de Silvia según el clima	0,084	0,084:0,6339=**0,1325**
Comportamientos etico-morales de Silvia	0,3	0,3:0,6339=**0,4732**
	0,6339	

1.3) Ultimo Punto

1.3.1) Ultimo Punto con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica del Punto Medio Total	1ªtanda	Ultimo Punto
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,48	(0,48+0,1687):2=0,3243	(0,3243+0,2599):2= **0,2921**
Correlaciones del comportamiento de Silvia según clima	0,1687	(0,1687+0,3512):2= 0,2599	
Comportamiento setico-moral de Silvia	0,3512		

1.3.2) Ultimo Punto con el metodo geometrico

1.3.2.1) Ultimo Punto con el metodo geometrico atendiendo los limites mas proximos a la unidad

Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica del Punto Medio Total	1ªtanda	Ultimo Punto
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,3938	(0,3938+0,1333):2= 0,2635	(0,2635+0,303):2= **0,2832**
Correlaciones del comportamiento de Silvia según clima	0,1333	(0,1333+0,4728):2= 0,303	
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,4728		

1.3.2.2)Ultimo Punto con el metodo geometrico atendiendo a las propias Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas

Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica del Punto Medio Total	1ª tanda	Ultimo Punto
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,3942	(0,3942+0,1325):2= 0,2633	(0,2633+0,3028):2= **0,283**
Correlaciones del comportamiento de Silvia según clima	0,1325	(0,1325+0,4732):2= 0,3028	
Comporamiento etico-moral de Silvia	0,4732		

1.4) Inteligencia en Arbol

1.4.1) Inteligencia en Arbol con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de evolucion del fenomeno	Probabilidad empirica de Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica de evolucion del fenomeno	Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion	Nivel de Sesgo de evolucion del fenomeno
Yolanda no desarrolle los Aprendizajes	0,5					
Yolanda si desarrolle los aprendizajes	0,5	0,5	Ultimo Punto 0,2921	0,5	0,2921-0,5= **-0,2079**	0
Comportamientos de higiene y aseo personal	1 : 3= 0,3333	0,5:3=0,1666	Probabilidad empirica PMT 0,48	(0,5:18)x4 = 0,1111	0,48-0,3333= **0,1467**	0,1111-0,1666= **-0,0555**

Correla-ciones de comporta-miento Silvia según clima	1:3=0,3333	0,5:3=0,1666	Probabilidad empirica PMT 0,1687	(0,5:18)x9 = 0,25	0,1687-0,3333= **-0,1646**	0,25-0,1666= **0,0834**
Comporta miento etico-moral de Silvia	1 :3 = 0,3333	0,5:3=0,1666	Probabilidad empirica PMT 0,3512	(0,5:18)x5 = 0,1388	0,3512-0,3333= **0,0179**	0,1388-0,1666= **-0,0278**
Labarse las manos	1:4=0,25	0,1666:4= 0,04165	Codificacion 0,4565	0,1111:4= 0,0277	0,4565-0,25= **0,2065**	0,0277-0,04165= -0,0139
Labarse la cara	1:4=0,25	0,1666:4= 0,04165	Codificacion 0,3043	0,1111:4= 0,0277	0,3043-0,25= **0,0543**	0,0277- 0,04165= **-0,0139**
Cepillarse dientes	1:4=0,25	0,1666:4= 0,04165	Codificacion 0,1521	0,1111:4= 0,0277	0,1521-0,25= **-0,0979**	0,0277- 0,04165= **-0,0139**
ducharse	1:4=0,25	0,1666:4= 0,04165	Codificacion 0,0869	0,1111:4= 0,0277	0,0869-0,25= **-0,1631**	0,0277- 0,04165= **-0,0139**

Haya rocio	1:9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	Probabilidad empirica invertida de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida 0,0841	0,25:9= 00277	0,0841-0,1111= **-0,027**	0,0277-0,0185= **0,0092**
El termometro marque 0º	1:9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	0,0849	0,25:9= 0,0277	0,0849-0,1111= **-0,0262**	0,0277-0,0185= **0,0092**
Haya nubes por la mañana	1:9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	0,0833	0,25:9= 0,0277	0,0833-0,1111= **-0,0278**	0,0277-0,0185= **0,0092**

Haya nubes por la tarde	1:9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	0,0849	0,25:9= 0,0277	0,0849-0,1111= **-0,0262**	0,0277-0,0185= **0,0092**
Llueva	1:9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	0,0833	0,25:9= 0,0277	0,0833-0,1111= **-0,0278**	0,0277-0,0185= **0,0092**
Silvia lleve anorak	1:9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	0,0844	0,25:9= 0,0277	0,0844-0,1111= **-0,0267**	0,0277-0,0185= **0,0092**
Silvia riegue las plantas	1:9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	0,0844	0,025:9= 0,0277	0,0844-0,1111= **-0,0267**	0,0277-0,0185= **0,0092**
Silvia encienda la calefaccion	1=9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	0,084	0,25:9= 0,0277	0,084-0,1111= **-0,0271**	0,0277-0,0185= **0,0092**
Silvia lleve guantes	1:9=0,1111	0,1666:9= 0,0185	0,084	0,25:9= 0,0277	0,084-0,1111= **-0,0271**	0,0277-0,0185= **0,0092**
Silvia recicle	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,14	0,1388:5= 0,0277	0,14-0,2= **-0,06**	0,0277-0,0333= **-0,0056**
Silvia acuda manifes-	1:5=0,2	0,1666:5=	Codificacion	0,1388:5=	0,0199-0,2=	0,0277-0,0333=

tacion contra guerra de Irak		0,0333	0,0199	0,0277	**-0,0001**	**-0,0056**
Silvia espere el semaforo en rojo	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,2999	0,1388:5= 0,0277	0,2999-0,2= **0,0999**	0,0277-0,0333= **-0,0056**
Silvia ceda su asiento a una mujer invalida	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,0799	0,1388:5= 0,0277	0,0799-0,2= **-0,1201**	0,0277-0,0333= **-0,0056**
Silvia de las gracias cuando hacen algo por ella	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion0,46	0,1388:5= 0,0277	0,46-0,2= **0,16**	0,0277-0,0333= **-0,00556**

1.4.2) Inteligencia en Arbol con el metodo geometrico

1.4.2.1) Inteligencia en Arbol atendiendo a los limites mas proximos a la unidad

En la medida que la unica diferencia que habria seria en en el Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion, correspondiente al Ultimo Punto y a las probabilidades empiricas Puntos Medios Totales calculados , a partir de considerar el Punto Medio Total de las

Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida con el metodo geometrico , a aquellas probabilidades mas proximas a la unidad , en virtud , de que dichas probabilidades correlacionales se ajustarian a aquellos sujetos u opciones que en la Nube de Puntos de las codificaciones respectivas que tendran mas valor de ser usados como limites en cada extremo de la Recta de Regresion , al ser las codificaciones mas correlacionadas en cada extremo las que tendrian en la Nube de Puntos de las codificaciones las mayores semejanzas con los demas sujetos u opciones , en virtud por lo cual estan mas correlacionadas , y los limites de la Recta de Regresion deben ser precisamente aquellas posiciones en cada extremo de la Nube de Puntos (en las muestras de mas de cuatro sujetos , el limite izquierdo es el sujeto u opcion que guarda mas semejanzas con los demas sujetos u opciones desde la mitad de los enesimos sujetos para abajo , y el limite drecho es el sujeto u opcion que guarda mas semejanzas con los demas sujetos u opciones desde la mitad de los enesimos sujetos en adelante) mas semejantes a las restantes posiciones , atendiendo a este criterio , la Inteligencia en Arbol resultante se diferenciaria de la anterior calculada , en lo siguiente :

Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de sujeto u Opcion	Probabilidad empirica	Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion
Ultimo Punto	0,5	0,2832	0,5-0,2832=**0,2168**
Probabilidad empirica del PMT de comportamientos de higiene y aseo personal	1:3=0,3333	0,3938	0,3938-0,3333=**0,0605**
Probabilidad empirica del PMT de comportamiento de Silvia correlacionado con clima	1:3=0,3333	0,1333	0,13333-0,3333= **-0,2**

Probabilidad empirica del PMT de comportamientos etico-morales de Silvia	1:3=0,3333	0,4728	0,4728-0,3333= **0,1395**

1.4.2.2) Inteligencia en Arbol atendiendo a los limites propios de la muestra de la Probabilidad Empirica de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas.

En la medida que la propia muestra de Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion invertida , independientemente de la Nube de Puntos de las cofidicaciones , tambien se hubira podido representar una Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , en la cual , poder seleccionar , cuales deberian ser aquellos sujetos u opciones que pudieran dsempeñar adecuadamente las funciones de ser limite izquierdo de la Recta de Regresion y limite derecho de la Recta de Regresion , en virtud de que cada limite en cada extremo de la Recta de Regresion en muestras de mas de cuatro sujetos , ha de ser aquel sujeto u opcion que guarda mas semejanzas en su ambito , según se este por encima o por debajo dela mitad de los enesimos sujetos que forman la muestra , en este caso en particular , de haberse trazado asi pues la Recta de Regresion de la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , atendiendo al Punto Medio Total estimado con el metodo geometrico en este caso , y atendiendo a las probabilidades empiricas que con los demas Puntos Medios Totales hubiere obtenido , asimismo con la obtencion del Ultimo Punto , la diferencia en la estructura de la Inteligencia en Argol resultante , en comparacion con la calculada para el caso de los Puntos Medios Totales y Ultimo Punto obtenidos con el

metodo aritmetico , hubieren sido diferencias en funcion de los Niveles de Sesgo de Sujeto u Opcion en el Ultimo Punto y las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , calculados , bajo el supuesto enunciado ahora mismo , asi pues , el calculo de dichos Niveles de Sesgo de Sujeto u Opcion se habria formulado de la siguiente forma :

Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica	Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion
Ultimo Punto	0,5	0,283	0,5-0,283=**0,217**
Probabilidad empirica del PMT de comportamiento de higiene y aseo personal	1:3=0,3333	0,3942	0,3942-0,3333=**0,0609**
Probabilidad empirica del PMT de comportamiento de Silvia correlacionado con el clima	1:3=0,3333	0,1325	0,1325-0,3333= **-0,2008**
Probabilidad empirica del PMT de comportamiento etico-moral de Silvia	1:3=0,3333	0,4732	0,4732-0,3333=**0,1399**

La Inteligencia en Arbol es una teoria matematica que si bien aquí la desarrollo como una parte importante del Aprendizaje Artificial , de momento en la configuracion de Asimilacion y Probabilidad , al igual que tambien espero desarrollar la Inteligencia en Arbol en Integracion y Probabilidad , es sin embargo una fundamentacion matematica

que puede tener importantes aplicaciones matematicas en muchas otras esfernas de la investigacion cientifica . Aquí estoy utilizando la Inteligencia en Arbol como parte del Aprendizaje Artificial , crucial en el diseño de sistemas de modificacion de la inteligencia en sistemas mecanico-electronicos dotados de Inteligencia Artificial , como aquel niño de la pelicula del sempre genial Stanley Kubrik , pelicula que finalmente terminada Steven Spielberg , aunque el genio de la obra fue sin lugar a dudas mi querido Kubrik , que en pas descanse . No niego que una de las principales motivaciones que me han impulsado a desarrollar este teoria matematica , es haber observado que importantes hombres del cine , la cultura , la ciencia , nunca olvido a mi querido Stephen Hawking , siempre han mostrado un especial interes por mi situacion , y en sus obras , siempre han dejado traslucir una especial sensibilidad por todo mi drama personal . Este tipo de sensibilidad que he observado , me ha hecho desde hace mucho tiempo interesarse por tematicas de ciencia como puede ser la Inteligencia Artificial o la astronomia , tal como estoy expresando en estos ensayos de matematicas y de astroecologia. La importancia que la teoria de la Inteligencia en Arbol podria tener mas alla incluso de la tecnologia de la Inteligencia Artificial punta tal como Stanley Kubrik la expuso en su brillante film , es realmente asombrosa , por cuanto que , en Aprendizaje Artificial , que se puede desarrollar mediante mecanismos de Asimilacion e Integracion , estoy creando unas bases matematicas para poder operativizar en terminos matematicos , muchos de los procesos que la inteligencia humana desarrolla habitualmente en sus comportamientos inteligentes , de manera que puedan ser facilmente extrapolables a sistemas artificiales dotados de una Vida Artificial que disponga de Inteligencia Artificial , y de Afectividad Artificial , que les permitiera modificar su inteligencia , y elevar su inteligencia de una manera abslutamente autonoma de forma matematica . Y al mismo tiempo muchas de las formulaciones que estoy exponiendo en Asimilacion e Integracion para la creacion de Aprendizaje Artificial , son formulaciones que podrian tener importantisimas aplicaciones en la ciencia en general , ya que la teoria matematica de la Inteligencia en Arbol en realidad podria tener importantes aplicaciones en muchas de las areas de investigacion de la ciencia heuristica . En suma soy consciente de que , yo mismo , estoy sentando las bases matematicas del tercer milenio despues de Cristo , la revolucion matematica , que yo mismo , estoy introduciendo , ni siquiera yo mismo sea capaz de comprender cual es su dimension real en el futuro mas inmediato , pero de lo que no tengo ninguna duda , es que , la Probabilidad Imposible terminara suponiendo una revolucion matematica , en donde si la ciencia se estructura a partir del lenguaje logico-matematico que le proporcionan las formulaciones matematicas , en definitiva , cualquier avance cientifico depende en gran medida de un avance en las matematicas previamente , de forma que no es dificil de imaginar la importancia de cualquier avance en matematicas , ya que un avance en matematicas supone a la larga un avance en toda la ciencia sin excepciones . La matematica tiene la cualidad de que de ella depende el conocimiento de toda la humanidad , en definitiva , revolucionar la matematica puede suponer en

esencia una revolucion en muchas de las concepciones actuales que tenemos sobre la vida , la filosofia , y la ciencia .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidadd

(Capitulo 8º)

Durante este medio he vuelto a ser sometido a una sesion de tortura , de hecho , tengo previsto que el XXX me intente asesinar desde ahora hasta la proxima reunion del Consejo de Seguridad de Naciones Unidas , como todos los intentos de asesinato hasta el momento se han practicados contra mi han fracasado , no tengo duda que los intentos de asesinato que yo pueda sufrir desde ahora hasta el proximo Consejo de Seguridad de Naciones Unidas van a fracasar , de todas formas , en el caso de que por prohibiciones en XXX yo no pueda ejercitar mis *habilidades* en dichos consejos XXX. Debido a la tortura que puedo sufrir en las proximas 72 horas , el proximo capitulo nueve , lo escribire por la mañana , y en el capitulo nueve introducire nuevas formulas matematicas que estoy convencido que causaran asombro en la comunidad cientifica internacional . Ruego a toda la comunidad internacional que sea consciente de que es necesario arbitrar politicas internacionales contra el XXX , y es necesario que la comunidad internacional arbitre politicas internacionales contra el XXX . El XXX es un

violador de los derechos humanos , al igual que XXX es un violador de los derechos humanos , utiliza la tortura contra mi mismo XXX , la comunidad internacional debe hacer politicas de castigo contra el XXX y contra XXX . La comunidad internacional puede castigar XXX mediante que la comunidad internacional sea comprensiva cuando yo al escribir tenga alguna incorreccion a causa de la tortura a la que me encuentro sometido , y la comunidad internacional puede castigar al pais español con tan solo que la comunidad internacional proteja la seguridad de mi familia y de mis descubrimientos.

1º) Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas de : codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , codificaciones de comportamientos etico-morales .

La Inteligencia en Arbol puede presentar multiples formas estructurales , en funcion de la modalidad matematica en que se seleccione la expresion matematica en que se encuentra representado dicho sujeto u opcion, y que se pueda adoptar , para la creacion de una estructura arquitectonica de ramificaciones de Inteligencia en Arbol . En esencia , en esta primera parte de Asimilacion y Probabilidad , lo que he estado explicando es precisamente , como a partir de una serie de sujetos u opciones individuales , que puedan ser extraidos de muestras diversas , como las codificaciones de los comportamientos de aseo e higiene personal , o puedan ser las codificaciones de conceptos de comportamiento climatico , las codificaciones del comportamiento de Silvia según el clima , y las codificaciones de comportamientos etico-morales , pueden ser sin embargo una serie de sujetos u opciones , respectivos a diversos tipos de variables comportamentales en el aprendizaje de una persona o un robot , como bien pudiera ser Yolanda , en los cuales , se puede denotar , que la multitud de gamas de Inteligencias en Arbol posibles , es tanta como formas de representacion matematica que dichos sujetos u opciones puedan tener , en funcion de que , se

pueden arvbitrar diferentes estructuraciones de Inteligencia en Arbol , según , por ejemplo , se utilicen las codificaciones del comportamiento del clima y las codificaciones del comportamiento de Silvia según el clima , o se utilicen las Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invrtidas , y en su caso incluso , según se tome o se descarten aquellas variables cuya Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion eran superiores , es decir , poco correlacionadas y escasamente representativas , con respecto la Correlacion Promedio Total , al mismo tiempo que tambien podemos elaborar multiples formas de estructura en Inteligencia en Arbol según se pueda adoptar como representaciones matematicas de los sujetos aquellas Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas que se hayan establecido , al igual , que dentro de la estrucutura de Inteligencia en Arbol que se pudiera obtener a partir de estas representaciones matematicas , tambien se podria encontrar una diversidad de estructuraciones de Inteligencia en Arbol , en funcion de que se tomen o se descartasen aquellas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion que fueran superiores , es decir escasamente correlacionadas y escasamente representativas , con respecto al Criterio de Selección de Similitud , siendo el Criterio de Selección de Similitud igual al sumatorio de todas las Correlaciones de Similitud promediadas entre el numero de sujetos u opciones , dispuestos en el computo global del modelo matematico , del cual se han calculado dichas Correlaciones de Similitud pertinentes . Es decir , con esto lo que pretendo explicar es que , la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selecticvas presenta una multitud de formas estructurales en que poder organizar su arquitectura interna según las multiples expresiones matematicas , obtenidas a partir de una serie de frecuencias sometidas a una serie de formulaciones matematicas logicas , pueda presentar un mismo sujeto u opcion dentro de la logica matematica de la Probabilidad Imposible . Igualmente , en el caso de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , tal como explicare en el proximo capitulo nueve , tambien se puede encontrar una multitud de formas de poder concretar las diferentes estructuraciones posibles de la Inteligencia enArbol , atendiendo a que , podemos contar tanto con las Puntuaciones Logaritmicas , Puntuaciones Metalogaritmicas Simples , y las Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas de aquellas variables que han sido previamente definidas como muy probables , es decir , cuyas Puntuaciones Logaritmicas eran inveriores a la Desviacion Mas Probable , y cuyas Puntuaciones Metalogaritmicas Simples eran inferiores a la unidad , y cuyas Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas eran de signo negativo , siendo en suma una serie de Puntuaciones Logaritmicas , Puntuaciones Metalogaritmicas Simples , y Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas , que pueden operarse partiendo tanto desde las codificaciones , desde las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , o desde las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , siendo en suma una

expresion de la diversidad matematica que presenta la Probabilidad Imposible en el campo de la Asimilacion e Integracion para la creacion de sistemas de Aprendizaje Artificial , potencialmente aplicable a la matematica en funciones heurisitcas en general , que denotan una amplia gama de procedimientos matematicos en las operaciones logicas . Prteicsamente es la amplia gama en la diversidad presente , lo que a mi personalmente me sugiere que sus aplicaciones pueden ser mas importantes de lo que incluso yo mismo puedo imaginarme , ya que si normalmente el éxito de un sistema matematico depende su capacidad de adaptacion a la investigacion cientifica en general , es evidente que a mayor flexibilidad y variedad existe mayor margen de adaptacion de un sistema matematico a la investigacion heuristica en general , en la medida que la adaptacion es una funcion de flexibilidad y versatilidad en las ventajas que pueda presentar un sistema . En el capitulo de hoy mas concretamente , el objetivo de este capitulo es desarrollar una estructuracion arquitectonica de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas realizadas a partir de : las codificaciones de los comportamientos de higiene y aseo personal , de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , y de las codificaciones de los comportamientos etico-morales d Silvia . En el capitulo presente , la estructuracion de la Inteligencia en Arbol propuesta , se hara , tomando como punto de partida , una previa selección de variables a incluir en el sistema , que siendo en realidad algo que en principio , y en teoria , no tendria porque hacerse en una estructuracion no selectiva de la Inteligencia en Arbol , no obstante y a modo de ejemplo , dentro de esta estructuracion que desarrollare de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , no se tendran en cuanta aquellas variables cuya Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion no fue superior , es decir , son poco correlacionadas y poco representativas , al Criterio de Selección de Similitud , siendo basicamente estasvariables las siguientes : que el sol amanezca por el este , y que Silvia corra las cortinas de par en par ; estas dos variables descritas no presentan una Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion que supere al Criterio de Selección de Similitud , y aunque en realidad en una estructracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas en principio se debiere incluirse todas las variables del modelo matematico que se investiga , para demostrar , a modo de ejemplo , que en este sentido , intento que mis descubrimientos matematicos sean lo mas versatiles posibles , en este ejemplo no incluire aquellas variables cuya Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion superaran al Criterio de Selección de Similitud , aunque tambien indico que en teoria tambien se podrian incluir sin suponer en ningun caso ningun tipo de error en la formulacion inicial del sistema . El motivo en este caso que me lleva ano incluir las variables citadas : que el sol amanezca por el este y Silvia corra las cortinas de par en par ; en el sistema de Inteligencia en Arbol que a continuacion desarrollare , se debe basicamente , a que dentro de la estructuracion que desarrolle de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , si se puede observar que las Puntuaciones Logaritmicas , las

Puntuaciones Metalogaritmicas Simples y las Puntuaciones Metalogaritmicas Complejas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio , tanto de Similitud , como de Sesgo Minimo , de los Sujetos u Opciones Invertidas , de las variables correspondientes a los sujetos u opciones : que el sol salga por el este y Silvia corra las cortinas de para en par ; son ambos sujetos u opciones muy probables , y tanto que el sol salga por el este y que Silvia corra las cortinas de par en par si se incluiran dentro de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas que se hagan .. En base a que dentro de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas si seran incluidas las dos variables mencionadas , que el sol salga por el este , y que Silvia corra las cortinas de par , esto me permite considerar que si en la estructuracion propia de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , estas dos variables , que el sol salga por el este , y que Silvia corra las cortinas de par en par , no se tengan en cuenta , en realidad no supone a la larga ninguna perdida de informacion sustancial , por cuanto que dichas variables si seran incluidas en la Inteligencia en Arbol selectiva . De forma que como recomendación general que yo mismo hago : normalmente unicamente se deben descartar aquellas Correlaciones Promedio de , Similitud o de Sesgo minimo , de Sujeto u Opcion , que habiendo tenido un valor superior al Criterio de Selección de Similitud , o a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , sin embargo si se encuentran dentro de lo mas probable en el calculo de su Puntuacion Logaritmica , Metalogaritmica Simple o Compleja . En el caso de que un sujeto u opcion tenga una Puntuacion Logaritmica superior a la Desviacion Mas Probable , y por tanto su Puntuacion Metalogaritmica Simple y Puntuacion Metalogaritmica Compleja no cumplieren lso requisitos acordados para que dicho sujeto sea considerado como muy probable , entonces , en tal caso , si ese mismo sujeto u opcion no ha sido seleccionado en para formar parte de la Inteligencia enArbol de las asimilaciones selectivas , y ese mismo sujeto u opcion presenta una Correlacion Promedio , sea de Similitud o de Sesgo Minimo , de Sujeto u Opcion , superior al Criterio de Selección de Similitud o superior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , siendo por tanto un sujeto u opcion poco correlacionado y poco representativo , a pesar de que dicho sujeto u opcion fuere poco correlacionado y poco representativo , ese mismo sujeto si deberia ser incluido en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , en la medida que al un sujeto u opcion poco probable y no ser incluido en la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , seria una perdida de informacion descartar a un mismo sujeto u opcion tanto de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas como de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , de manera que , siempre que un sujeto sea descartable de la estructuracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , ese mismo sujeto debera ser siempre incluible dentro de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas incluso a pesar de que dicho sujeto u opcion , tenga una Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion que supere al Criterio de Selección de Similitud , o dicho sujeto u opcion tuviere una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion superase a la Correlacion

Promedio de Sesgo Minimo Total . En la medida que este ultimo caso enuciado no se da en el ejemplo que se plantea en este ensayo en particular dado que tanto , que el sol amanezca por el este como que Silvia corra las cortinas de par en par , unavariable como la otra si seran incluidas en la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , entonces no se considera ninguna perdida de informacion real el hecho de que , tanto que el sol amanezca por el este como que Silvia corra las cortinas de par en para , se descartasen en la estructuracion que de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas se hiciera . Asi sin mas premabulos pasare por fin al calculo de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas prevista para este capitulo octavo de Asimilacion y Probabilidad , primera parte de Asimilacion e Integracion , teniendo en cuenta que , todas las asimilaciones de aprendizajes que ahora se hagan , seran asimilaciones de aprendizajes que posteriormente deberan ser integrados , por medio de Integracion y Probabilidad , la segunda aprte de Asimilacion e Integracion , en las estructuras conceptuales previas que tenga Yolanda. Es decir , la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , como la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , unicamente es la culminacion del proceso de asimilacion dentro del Aprendizaje Artificial , pero despues de la asimilacion , los aprendizajes asimilados se integran en las estructuras conceptuales previas al aprendizaje . Pero sin mas dilatacion en explicaciones , pasare a abordar el contenido de este capitulo octavo de Asimilacion e Integracion . La forma de desarrollarse la estructuracion de Inteligencia en Arbol que a continuacion desarrollare es similar a la ya desarrollada en anteriores capitulos , solo que en este caso tendre que calcular el Punto Medio Total de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sujeto u Opcion Invertidas , tanto por el metodo aritmetico como por el metodo geometrico , y teniendo en cuenta los Puntos Medios Totales de las codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , como los Puntos Medios Totales de las codificaciones de comportamientos etico-morales , pasar a calcular las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , para obtebner asi tambien los Ultimos Puntos , que son el vertice culminante desde el cual se estructura la Inteligencia en Arbol , al igual que he desarrollado en los capitulos precedentes , solo que en este caso partiendo de que el numero total de sujetos u opciones sera 19 , en la medida que en las Probabildiades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , unicamente tendre en cuenta 10 sujetos u opcion , siendo un dato importante a tener en cuenta en la elaboracion del Sesgo de Evolucion del Fenomeno que se investiga .

1.1)Punto Medio Total de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

1.1.1)Con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	p(xi)	1ªtanda	2ªtanda	3ªtanda	4ªtanda	5ªtanda	6ªtanda	7ªtanda	8ªtanda	PMT
Rocio	0,0856	(0,0856+0,0877):2= 0,0866	(0,0866+0,0847):2= 0,0856	(0,0856+0,0847):2=0,0851	(0,0851+0,0847):2= 0,0849	(0,0849+0,0846):2= 0,0847	(0,0847+0,0845):2= 0,0846	(0,0846+0,0845):2= 0,0845	(0,0845+0,0845):2= 0,0845	(0,0845+0,0844):2= **0,0844**
0º	0,0877	(0,0877+0,0817):2= 0,0847	(0,0847+0,0847):2= 0,0847	(0,0847+0,0847):2= 0,0847	(0,0847+0,0845):2= 0,0846	(0,0846+0,0845):2= 0,0845	(0,0845+0,0846):2= 0,0845	(0,0845+0,0845):2= 0,0845	(0,0845+0,0843):2= 0,0844	
Nubes por mañana	0,0817	(0,0817+0,0877):2= 0,0847	(0,0847+0,0847):2= 0,0847	(0,0847+0,0843):2= 0,0845	(0,0845+0,0846):2= 0,0845	(0,0845+0,0847):2= 0,0846	(0,0846+0,0844):2= 0,0845	(0,0845+0,0841):2=0,0843		
Nubes por la tarde	0,0877	(0,0877+0,0817):2= 0,0847	(0,0847+0,0839):2= 0,0843	(0,0843+0,085):2= 0,0846	(0,0846+0,0848):2= 0,0847	(0,0847+0,0842):2= 0,0844	(0,0844+0,0838):2= 0,0841			

Llueva	0,0817	(0,0817+0,0862):2= 0,0839	(0,0839+0,0862):2= 0,085	(0,085+0,0846):2= 0,0848	(0,0848+0,0837):2= 0,0842	(0,0842+0,0835):2= 0,0838				
Anorak	0,0862	(0,0862+0,0862):2= 0,0862	(0,0862+0,0831):2= 0,0846	(0,0846+0,0828):2= 0,0837	(0,0837+0,0833):2= 0,0835					
Regar	0,0862	(0,0862+0,0801):2= 0,0831	(0,0831+0,0826):2= 0,0828	(0,0828+0,0839):2= 0,0833						
Paraguas	0,0801	(0,0801+0,0852):2= 0,0826	(0,0826+0,0852):2= 0,0839							
Cale Faccion	0,0852	(0,0852+0,0852);2= 0,0852								
Guantes	0,0852									

1.1.2)Con el metodo geometrico

1.1.2.1) Según criterio de maxima similitud igual a maxima proximidad a la unidad de una probabilidad empirica de un sujeto entonces maxima semejanza con las restantes probabilidades empiricas

La Recta de Regresion en muestras de mas de diez sujetos se estructura a partir de considerar como limites de la misma Recta de Regresion a , aquellos sujetos u opciones , que , cumplen las siguientes caracteristicas que son requisitos para la asuncion de esta funcion geometrica sobre la Nube de Putos correspondiente de la muestra de la cual forman parte : el limite izquierdo de la Recta de Regresion en muestras de mas de cuatro sujetos es igual a aquel sujeto u opcion , que encontrandose desde la mitad de los enesimos sujetos para abajo , con una probabilidad empirica que presenta las menores diferencias posibles con lso demas sujetos u opciones de la mitad inferior de los enesimos sujetos u opciones , es asi pues representativo de las posiciones y frecuencias que en la grafica , toman los sujetos u opciones del lado izquierdo de la Nube de Puntos , por lo cual es a dicho sujeto al cual se le puede considerar como limite izquierdo en la misma ; igualmente el limite derecho es aquel sujeto u opcion que se encuentra desde la mitad de los enesimos sujetos u opciones en adelante , es aquel sujeto u opcion que mantiene las minimas diferencias posibles en su probabilidad empirica , es decir , mas semejanzas , con los restantes sujetos u opciones de la mitad superior de los enesimos sujetos de la muestra , por lo que es a dicho sujeto u opcion a quien le correspondiere asumir la funcion de limite derecho de la Recta de Regresion trazada sobre la Nube de Puntos representada en la grafica . En la medida que la la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , se interpreta de modo , que a mayor proximidad a la unidad mayor semejanza de dicho sujeto u opcion , dado que eso significa por tanto que su Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion era muy proxima a cero , y a mayor proximidad a cero se entiende que mayor proximidad a Probabilidad Imposible , y por tanto mas correcionado esta el sujeto u opcion , en este caso concreto , en la medida que las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion ya han sido invertidas , y por tanto estamos trabajando con Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u

Opcion Invertida , se interpretara como limites de cada extremo de la Recta de Regresion de la Nube de Puntos de las probabilidades empiricas de registro , es decir , como extremo de la Nube de Puntos que se hubiera formado de tener en cuenta las codificaciones , a aquellos sujetos que teniendo una Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion mas proxima a la unidad , es igualable a tener una Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion mas proxima a cero , y por tanto a tener de , en la Nube de Puntos de las probabilidades empiricas de registro haber tenido mas semejanzas con los demas sujetos u opciones para asumir la funcion de ser limite , izquierdo si se es de la mitad inferior de los enesimos sujetos , o ser limite derecho de la mitad superior de los sujetos u opciones .

Limite izquierdo	Limite derecho	PMT geometrico
0,0877	0,0862	(0,0877+0,0862):2=**0,0869**

Que el termometro marque cero grados centigrados o que haya nubes por la tarde hubiera sido el limite izquierdo en la Nube de Puntos relativa a las probabilidades empiricas de registro , y que Silvia riegue las plantas o lleve anorak hubiera sido el limite derecho de dicha Nube de Puntos de dichas codificaciones .

1.1.2.2) Según la propia Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

Si no tenemos en cuenta la Nube de Puntos de las codificaciones , y por el contrario , nos interesa cuales serian los limites de la Recta de Regresion de la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , entonces debemos estimar , cuales son aquellos sujetos u opciones , en cada mitad de los enesimos sujetos u opciones de la muestra , que podrian asumir las funciones de ser limites de la Recta de Regresion posible , sobre la Nube de Puntos ahora mismo descrita , en virtud de ser un sujeto , fuere el izquierdo o derecho , que , tanto en la mitad inferior como superior , tenga las mas minimas

diferencias posibles con los demas sujetos u opciones , en su Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

Limite izquierdo	Limite derecho	PMT geometrico
0,0856	0,0852	(0,0856+0,0852):2=**0,0854**

Que haya rocio por la mañana se podria considerar limite izquierdo de la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , y que Silvia encienda la calefaccion o qu Silvia lleve guantes se podria considerar como limite derecho de la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida .

1.2) Probabilidades empiricas de Puntos Medios Totales

1.2.1) con el metodo aritmetico

El Punto Medio Total de las codificaciones de comportamientos de higiene y aseo personal , como el Punto Medio Total de las codificaciones de comportamientos etico-morales ya estan calculados en el capitulo sexto de este ensayo , de manera que aquí los tendre en cuenta para calcular las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales teniendo en consideracion , evidentemente , el Punto Medio Total aritmetico de las Probabilidades Empiricas de Correlacion de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	Probabilidad empirica del Punto Medio Total
Comportamientos de higiene y aseo personal	0,239	0,239:0,4983=**0,4796**
Comportamiento de Silvia correlacionado con el clima	0,0844	0,0844:0,4983=**0,1693**
Comportamientos etico-morales de Silvia	0,1749	0,1749:0,4983=**0,3509**
	0,4983	

1.2.2) con el metodo geometrico

1.2.2.1) Atendiendo al criterio de maxima proximidad a la unidad

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	Probabilidad empirica del Punto Medio Total
Comporamientos de higiene y aseo personal	0,2499	0,2499:0,6368=**0,3924**
Correlacion del comportamiento de Silvia según clima	0,0869	0,0869:0,6368=**0,1364**
Comportamientos etico-morales de Silvia	0,3	0,3:0,6368=**0,4711**
	0,6368	

1.2.2.2)Atendiendo a la propia Nube de Puntos de Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	Probabilidad empirica del Punto Medio Total
Comportamiento de higiene y aseo personal	0,2499	0,2499:0,6363=**0,3933**
Correlaciones del comportamiento de Silvia según clima	0,0854	0,0854:0,6353=**0,1344**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,3	0,3:0,6353=**0,4722**
	0,6353	

1.3) Ultimo Punto

1.3.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica del Punto Medio Total	1ª tanda	Ultimo Punto
Comportamiento de higiene y aseo personal	0,4796	(0,4796+0,1693):2= 0,3244	(0,3244+0,2601):2= **0,2922**
Correlaciones del comporamiento de Silvia según clima	0,1693	(0,1693+0,3509):2= 0,2601	
Comportamientos etico-morales de Silvia	0,3509		

1.3.2) con el metodo geometrico

1.3.2.1) Atendiendo a maxima proximidad a la unidad

Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica del Punto Medio Total	1ª tanda	Ultimo Punto
Comportamiento de higiene y aseo personal	0,3924	(0,3924+0,1364):2= 0,2644	(0,2644+0,3037):2= **0,284**
Correlaciones del comportamiento de Silvia según clima	0,1364	(0,1364+0,4711):2= 0,3037	
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,4711		

1.3.2.2) Atendiendo a la propia Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sujeto u Opcion Invertidas

Sujeto u Opcion	Probabilidad empirica del Punto Medio Total	1ª tanda	Ultimo Punto
Comportamiento de higiene y aseo personal	0,3933	(0,3933+0,1344):2= 0,2638	(0,2638+0,3033):2= **0,2835**
Correlaciones del comportamiento de Silvia según clima	0,1344	(0,1344+0,4722):2= 0,3033	
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,4722		

1.4) Inteligencia en Arbol

1.4.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de sujeto u opcion	Probabilidad teorica de evolucion del fenomeno	Probabilidad empirica de sujeto u opcion	Probabilidadempirica de evolucion del fenomeno	Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion	Nivel de Sesgo de Evolucion Fenomeno
Yolanda no desarrolle los aprendizajes	0,5					
Yolanda si desarrolle los arendizajes	0,5	0,5	Ultimo Punto 0,2922	0,5	0,2922-0,5= **-0,2078**	0,5-0,5=0
Comporta-mientos de aseo e higiene personal	1:3=0,3333	0,5:3=0,1666	Probabilidad empirica PMT 0,4796	(0,5:19)x4= 0,1052	0,4796-0,3333= **0,1463**	0,1052-0,3333= **-0,2281**

Comporta-mientos correlacio dos con clima	1:3=0,333 3	0,5:3=0,1 666	Probabilid ad empirica PMT 0,1693	(0,5:19)x1 0= 0,2631	0,1693-0,3333= **-0,164**	0,2631-0,3333= **-0,0702**
Comporta-mientos etico-morales	1:3=0,333 3	0,5:3=0,1 666	Probabilid ad empirica PMT 0,3509	(0,5:19)x5 = 0,1315	0,3509-0,3333= **0,0176**	0,1315-0,3333= **-0,2018**
Labarse las manos	1:4=0,25	0,1666:4= 0,04165	Codificaci on 0,4565	0,1052:4= 0,0263	0,4565-0,25= **0,2065**	0,0263-0,04165= **-0,01535**
Labarse la cara	1:4=0,25	0,1666:4= 0,04165	Codificaci on 0,3043	0,1052:4= 0,0263	0,3043-0,25= **0,0543**	0,0263-0,04165= **-0,01535**
Cepillarse los dientes	1:4=0,25	0,1666:4= 0,04165	Codificaci on 0,1521	0,1052:4= 0,0263	0,1521-0,25= **-0,0979**	0,0263-0,04165= **-0,01535**
ducharse	1:4=0,25	0,1666:4= 0,04165	Codificaci on 0,0869	0,1052:4= 0,0263	0,0869-0,25= **-0,1631**	0,0263-0,04165= **-0,01535**

Haya rocio	1:10=0,1	0,1666:10 = 0,0166	Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sujeto u Ocion Invertida 0,0856	0,2631:10 = 0,0263	0,0856-0,1= **-0,0144**	0,0263-0,0166= **0,0097**
El termometro marque 0º	1:10=,01	0,1666:10 = 0,0166	0,0877	0,2631:10 = 0,0263	0,0877-0,1= **-0,0123**	0,0263-0,0166= **0,0097**
Haya nubes por mañana	1:10=,01	0,1666:10 = 0,0166	0,0817	0,2631:10 = 0,0263	0,0817-0,1= **-0,0183**	0,0263-0,0166= **0,0097**
Haya nubes por la tarde	1:10=,01	0,1666:10 = 0,0166	0,0877	0,02631:10= 0,0263	0,0877-0,1= **-0,0123**	0,0263-0,0166= **0,0097**
Llueva	1:10=0,1	0,1666:10 =	0,0817	0,2631:10 =	0,0817-0,1=	0,0263-0,0166=

		0,0166		0,0263	**-0,0183**	**0,0097**
Silvia lleve anorak	1:10=0,1	0,1666:10 = 0,0166	0,0862	0,2631:10 = 0,0263	0,0862-0,1= -0,0138	0,0263-0,0166= **0,0097**
Silvia riegue las plantas	1:10=,1	0,1666:10 = 0,0166	0,0862	0,2631:10 = 0,0263	0,0862-0,1= **-0,0238**	0,0263-0,0166= **0,0097**
Silvia use paraguas	1:10=0,1	0,1666:10 = 0,0166	0,0801	0,2631:10 = 0,0263	0,0801-0,1= **-0,0199**	0,0263-0,0166= **0,0097**
Silvia encienda la calefaccion	1:10=0,1	0,1666:10 = 0,0166	0,0852	0,2631:10 = 0,0263	0,0852-0,1= **-0,0148**	0,0263-0,0166= **0,0097**
Silvia lleve guantes	1:10=0,1	0,1666:10 = 0,0166	0,0852	0,2631:10 = 0,0263	0,0852-0,1= **-0,0148**	0,0263-0,0166= **0,0097**
Silvia recicle	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,14	0,1315:5= 0,0263	0,14-0,2= **-0,06**	0,0263-0,0333= **-0,007**
Silvia acuda a una manifesta-cion a	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,0199	0,1315:5= 0,0263	0,0199-0,2= **-0,0001**	0,0263-0,0333= **-0,007**

favor paz en Irak						
Silvia espere un semaforo en rojo	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,2999	0,1315:5= 0,0263	0,2999-0,2= **0,0999**	0,0263-0,0333= **-0,007**
Silvia ceda su asiento a una mujer invalida	1:5=0,2	0,1666;5= 0,0333	Codificacion 0,0799	0,1315:5= 0,0263	0,0799-0,2= **-0,1201**	0,0263-0,0333= **-0,007**
Silvia de las gracias cuando alguien haga ago por ella	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,46	0,1315:5= 0,0263	0,46-0,2= **0,16**	0,0263-0,0333= **-0,007**

1.4.2) con el metodo geometrico

1.4.2.1) atendiendo a maxima proximidad a la unidad

De hacer la Inteligencia en Arbol teniendo en cuenta los resultados matematicos obtenidos , con el metodo geometrico , a partir de estimar cuales sujetos u opciones debieron ser en la Nube de Puntos de las probabilidades empiricas de registro , los sujetos u opciones que , siendo el que presentaba mayores semejanzas con los restates sujetos u opciones , o lo que es lo mismo , el que presentaba menores diferencias , con los restantes sujetos u opciones , en sus respectivas probabilidades empiricas de registro , en la primera mitad de los enesimos sujetos , desde la mitad de los enesimos sujetos u opciones para abajos , representando dicho sujeto u opcion que presentara mas semejanzas el limite izquierdo , y en el caso de los enesimos sujetos de la mitad superior , desde la mitad de los enesimos sujetos hacia delante , el sujeto

que en dicha mitad superior presentara una probabilidad empirica de registro mas semejante con lso demas sujetos u opciones restantes , lo que es lo mismo , que tuviera menores diferencias , siendo dicho sujeto el limite derecho , bajo este supuesto ahora enunciado , el limite izquierdo de la Nube de Puntos de las codificaciones deberia estar representado por el sujeto cuya Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion se aproximara mas a cero , o lo que es lo mismo , cuya Probabilidad Emirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida se aproximara mas a la unidad , siendo en tal caso dicho sujeto u opcion , el sujeto u opcion correspondiente , si estuviere en la mitad inferior de los enesimos sujetos , el limite izquierdo , de igual forma , se opera con la mitad superior de los sujetos para obtener el limite derecho , de forma que , atendiendo a estos limites establecidos sobre la Nube de Puntos de las probabilidades empiricas de registro , que debieron ser , en cada mitad de los enesimos sujetos , aquellos con mas semejanza con los restantes , se puede tambien desarrollar una Inteligencia en Arbol de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , en donde , esencialmente , muchas de las anotaciones expuestas en la tabla ahora mismo realizada , no cambiarian en absolutamente nada , salvo en las estimaciones pertinentes de Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion , para el Ultimo Punto y las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales estimados con el metodo geometrico , bajo el supuesto ahora mismo descrito , de forma que a continuacion , en la siguiente tabla , operare unicamente los Niveles de Sesgo de Sujeto u Opcion que hubieran presentado una diferencia con respecto a los estimados en la tabla de Inteligencia en Arbol con metodo aritmetico :

Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de sujeto u opcion	Probabilidad empirica PMT	Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion
Ultimo Punto	0,5	0,284	0,5-0,284=**0,216**
Probabilidad empirica del PMT de comportamiento de higiene y aseo personal	1:3=0,3333	0,3924	0,3924-0,3333= **0,0591**
Probabilidad empirica del PMT de comportamiento	1:3=0,3333	0,1364	0,1364-0,3333=

de Silvia correlacionado con clima			**-0,1969**
Probabilidad empirica del PMT de comportamiento etico-moral de Silvia	1:3=0,3333	0,4711	0,4711-0,3333= **0,1378**

1.4.2.2) atendiendo a la propia Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas

Al igual que en el caso anterior , de hacer la estructuracion de la Inteligencia en Arbol atendiendo al metodo geometrico según los limites de la Recta de Regresion propia de la Nube de Punto de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , finalmente llegariamos a la conclusion , de que , en tal caso , en realidad , no habria diferencias sustanciales en la mayoria de los Niveles de Sesgo de Evolucion del Fenomeno , y unicamente se encontrarian diferencias en los Niveles de Sesgo de Sujeto u Opcion relativos al Ultimo Punto calculado con el metodo geometrico atendiendo a los limites descritos , e igualmente habria diferencias en los Niveles de Sesgo de Sujeto u Opcion de las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , según el supuesto ahora mismo descrito , por lo que , en esta situacion , a continuacion , en la siguiente tabla quer detallare , unicamente me limitare a explicitar los Niveles de Sesgo de Sujeto u Opcion relativos a el Ultimo Punto obtenido con el metodo geometrico , atendiendo a los limites de la Recta de Regresion de la propia Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , asi como tambien explicitare en la tabla siguiente , los Niveles de Sesgo de Sujeto u Opcion de las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales pertinentes :

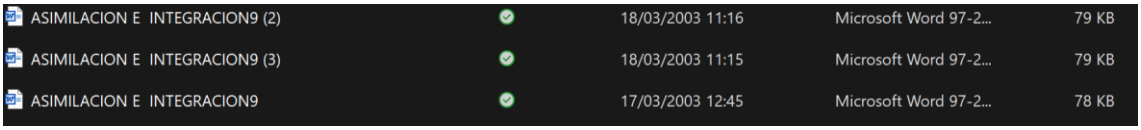
Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de sujeto u Opcion	Probabilidad empirica	Nivel de Sesgo de Sujeto u Opcion
Ultimo Punto	0,5	0,2835	0,5-0,2835=**0,2165**
Probabilidad empirica del PMT de comportamientos de higiene y aseo personal	1:3=0,3333	0,3933	0,3933-0,3333= **0,03**
Probabilidad empirica del PMT de comportamientos correlacionados con clima	1:3=0,3333	0,1344	0,1344-0,3333= **-0,1989**
Probabilidad empirica del PMT de comportamientos etico-morales	1:3=0,3333	0,4722	0,4722-0,3333= **0,1389**

Durante el capitulo sexto , el capitulo septimo , y este capitulo octavo , he ido elaborando las modalidades que podrian desarrollarse de estructuras de Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , las cuales parten de la estructracion de Inteligencia en Arbol , aunque mas adaptada a Intuicion y Probabilidad , que ya expuse en el capitulo trigesimo septimo de la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad , una estructuracion que sin embargo , tendra importantes innovaciones en el proximo capitulo noveno en el cual empezare a desarrollar la estructura de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , siendo la selección ya realizada al estimar como aprendizaje digno de selección aquel aprendizaje que cumple los requesitos de estar dentro de lo probable , en funcion de tener una Puntuacion Logaritmica inferior a la

Desviacion Mas Probable , o tener una Puntuacion Metalogaritmica Simple inferior a la unidad , o tener una Puntuacion Metalogaritmica Compleja de signo negativo , una serie de cualidades que seran de gran transcendencia dentro de las nuevas formulaciones matematicas que ya tengo previstas introducir en el proximo capitulo noveno , dentro del desarrollo de Asimilacion y Probabilidad , como primera parte de Asimilacion e Integracion , en la creacion de sistemas matematicos para poder operativizar modelos de Aprendizaje Artificial , en la modificacion de Inteligencia Artificial y de Afectividad Artificial , según ya los parametros expuestos en Probabilidad y Decision , a partir del dia de mi vigesimo quinto cumpleaños el pasdo 12 de agosto del 2002 . Sin olvidar en ningun instante , que muchas de las formulacions matematicas qui expuestas , son formulaciones cuya validez matematica , podrian ser de gran importancia en muchas de las investigaciones heuristicas en general . Es decir , la teoria matematica que estoy exponiendo dentro de Asimilacion e Integracion como primera parte de Asimilacion y Probabilidad , es en general , formulaciones matematicas que pueden tener gran transcendencia en el ambito de la investigacion cientifica heuristica en general , en la medida que muchas de las investigaciones cientificas que actualmente se realizan , parten de preucupaciones muy semejantes a la presocupaciones que aquí , en Asimilacion y Probabilidad se demuestran , en la medida que , en este ensayo estoy exponiendo una serie de formulaciones , en las cuales centro mi atencion matematica , al estudio del comportamiento de las frecuencias empiricas de los sujetos u opciones en relacion a valores teoricos utiliazables como valores criticos , que pueden tener un valor trancendente en la ciencia que actualmente se desarrolla en muchas de las instituciones de investigacion cientificas mundiales . Si bien en este ensayo en concrto centro mi interes actual en la creacion de sistemas de Aprendizaje Artificial , realmente que tengo la esperanza puesta , que algun dia , las potenciales aplicaciones que se pudieran hacer de las formulaciones que yo mismo estoy desarrollando , puedan suponer un avance en toda la ciencia globalmente , ya que , si la ciencia depende de las matematicas en su estructuracion interna , de esto mismo se debe desprender , que un avance en las matematicas supone un avance en toda la ciencia .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidadd



(Capitulo 9º)

Este capitulo sera de gran importancia, por lo cual ruego a la comuniddad internacional que por favor sea comprensiva en caso de aparecer alguna incorreccion a causa de la tortura que estoy sufriendo , por culpa de la violacion sistematica dde los dderechos humanos ejecutadda por xxx en guerra contra aquellos ciuddadanos capaces de pensar por si mismos ,la guerra del xxx dirigida contra las libertades individuales y los derechos individuales , asimismo como tambien ruego a la comunidad internacional que por favor vigile por la seguridad de mi familia y por la seguridadd dde misdescubrimientos matematicos , tales como en este capitulo desarrollare . La tortura que en la guerra del xxx es un secuestraddor , el xxx es un asesino , xxx es un torturaddor , xxx es un violador dde los derechos humanos al igual que su nombrado xxx , por lo cual es necesario que la comunidad internacional arbitrae politicas internacionales de penalizacion xxx yla comunidad internacional arbitre politicas internacionales de penalizacion contra XXX. Una dde las formas mas eficaces con que la comunidad internacional puede caastigar la violacion dde los derechos humanos que esta produciendose XXX , es mediante que la comunidad internacional sea comprensiva con mi situacion personal y XXXla comunidad internacional vele por la seguridad de mi familia y de mi obra matematica .

1º) **Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , , Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica, Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica, Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , y Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , y diferencias entre si mismas y con respecto las Puntuaciones Logaritmicas , Metalogaritmicas Simples y Complejas , Niveles de Sesgo Logaritmicos , Metalogaritimos , Sencillos , Complejos y Mas Probables , y Niveles de Similitud Logaritmicos , Metalogaritmicos Sencillos , Complejos , y Mas Probables**

La Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion dindividual es igual al logaritmo de su probabilidad empirica dividido entre lo mas probable , siendo asi la Puntuacion Logaritmica empirica del sujeto igual al cociente del logaritmo de su probabilidad empirica entre lo mas probable ,(y siendo asi que si la Puntuacion Logaritmica empirica es inferior a la Desviacion Mas Probable entonces es muy probable , y si es superior ala Desviacion Mas Probable es poco probable) , si este mismo calculo matematico se desarrollara con las probabilidades teoricas , es decir , con la media aritmetica , el resultado seria siempre igual a la unidad , en la medida que el cociente del logaritmo de la probabilidad teorica dividido entre lo mas probable , siempre sera igual a la unidad , siendo esta unidad igual a la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , es decir , el cociente del logaritmo de la probabilidad teorica dividido entre lo mas probable es igual a la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , y la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica es siempre igual a la unidad . De este mismo modo , si hacemos el sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas de la Probabilidad Teorica en los enesimos casos de la muestra , el sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas de la Probabilidad Teorica en los enesimos casos de la muestra sera por tanto igual al numero de sujetos u opciones de la muestra , en la medida que , si la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica de cada sujeto u opcion es igual a la unidad , por tanto la suma total de las unidades que se generan en cada sujeto u opcion en el calculo de su Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , de cada sujeto u opcion , dara como resultado del sumatorio de dichas Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Teoricas igual a la suma total de los enesimos sujetos , de forma que por tanto se establece la siguiente formulacion inicial :

- **1.1) Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica :**

  ((Log(10) 1: N) : - (log(10) N)) = 1

- **1.2) Sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Teoricas de cada sujeto u opcion muestral**

  Σ((Log (10) 1 : N) : - (Log(10) N)) = N

De forma que , a partir de la formulacion inicial aquí presentada se debe desprender por tanto , que la formulacion de la **Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica** debe ser igual a

- **1.3) Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica** :

  (Σ ((Log(10) 1:N) : - (Log (10) N)))) : N = N : N = 1

Y por supuesto logicamente , tambien a partir de esta formulacion inicial se puede desprender lo siguiente en funcion del cociente del sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas de la Probabilidad Teorica , si es a su vez convertido de nuevo a logaritmo , para ser dividido entre lo mas probable , obteniendo de este modo lo que bautizare como **Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica** , se obtiene que :

- **1.4) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica :**

(Log(10) (Σ((Log(10) 1 : N) : - (Log(10) N)))) : - (Log (10) N) = Log(10)N :Log(10) N =1

De manera que si toda la formulacion ahora mismo expuesta es cierta y verdadera , entonces , logicamente es cierto que , la diferencia que se pueda establecer entre la unidad en el caso de la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Empirica , con respecto la Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion es igual a un Nivel de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , al igual que la diferencia que se pudiera establecer entre una Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , o una Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , con respecto las estimaciones empiricas homologas que serian las siguientes :

- **1.5) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica**

(Σ((Log (10) p(xi)) : - (Log(10) N))) : N

Y pudiendose obtener igualmente la formulacion homologa en terminos de Mas Probables , en la medida que tambien se puede calcular :

- **1.6) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica**

(Log (10) (Σ((Log(10) p(xi)) : - (Log(10) N)))) : - (Log (10) N)

Atendiendo a estas formulaciones se podrian obtener niveles diferenciales de sesgo en las siguientes categorias , ademas de la expuesta de Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica , tambien hacia el calculo del Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio , y Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable :

- **1.7) Nivel de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , es igual a la diferencia que cada sujeto u opcion pueda tener entre su Puntuacion Logaritmica de su propia probabilidad empirica con respecto la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica**

((Log (10) 1 : N) : - (Log(10) N))- ((Log (10) p(xi)) : - (Log (10) N))=

= 1- (((Log (10) p(xi)):- (Log(10) N))

- **1.8) Nivel de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Promedio , es igual a la diferencia entre la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica con respecto la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica**

((Σ((Log(10) 1 : N):(- (Log(10) N))) : N) - (Σ (Log(10) p(xi) : -(log(10)N)) :N)=

= (N : N) – (Σ(Log(10) p(xi) : -(Log(10) N)) : N) = 1 – ((Σ(Log(10) p(xi) :)) : N)

- **1.9) Nivel de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , es igual a la diferencia entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica con respecto la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica**

((Log(10)(Σ((Log(10)1:N):- (Log(10)N)))): -(Log(10)N))-((Log(10)(Σ ((Log(10)p(xi): -(Log(10)N)))): -(Log(10) N))=1 – (Log(10)(Σ((Log(10) p(xi): -(Log(10)N)))): -(Log(10)N))

Todas estas formulaciones ahora mismo explicadas , son la piedra angular de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , que puede tener tanto aplicaciones potenciales en Asimilacion e Integracion en la creacion de sistemas artificiales de Aprendizaje Artificial , como tambien pueden tener importantes aplicaciones en la ciencia heuristica en general , para la obtencion de conocimiento cientifico , basado en investigaciones fundadas en calculos matematicos objetivos y precisos , que puedan dar autenticidad a la investigacion cientifica en virtud de la objetividad y exactitud matematica que pueda presentar . Las formulas matematicas que ahora mismo he expuesto , son formulaciones cuyas aplicaciones poenciales van mucho mas alla de la simple tarea de diseñar Aprendizaje Artificial en Asimilacion e Integracion , ya que estas formulaciones que acabo de exponer pueden tener una utilidad fundamental en diversos campos de la investigacion matematica , y la investigacion cientifica . Estas formulaciones matematicas , ademas se pueden acompañar de formulaciones en las que ademas de estudiar el Nivel de Sesgo , tambien se estudien los Niveles de Similitud , como es logico , de forma que :

- **1.10) Nivel de Similitud Metalogaritmica Simple , cociente la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica dividida entre la Puntuacion Logaritmica de la probabilidad empirica del sujeto u opcion entre , si el cociente da como resultado un valor inferior a la unidad , se le considerara Similitud Megalogaritmica Simple Inferior , y si el cociente da un valor superior a la unidad , se le considerara Similitud Metalogaritmica Simple Poco Superior**

((Log (10) 1 : N): - (Log (10) N)) : ((Log (10) p(xi)) : - (Log (10) N)) =

= 1 : ((Log (10) p(xi)) : - (Log (10) N))

- **1.10.1) Similitud Metalogaritmica Simple Inferior :**

(1 : ((Log (10) p(xi)) : - (Log (10) N))) < 1

- **1.10.2) Similitud Metalogaritmica Simple Superior :**

(1 : ((Log(10) p(xi)) : - (log(10) N))) > 1

Normalmente , aunque no siempre , la Similitud Metalogaritmica Inferior sera la mas probable por su mayor proximidad a la Probabilidad Imposible , y normalmente la Similitud Metalogaritmica Superior sera la menos probable al distanciarse en exceso de la Probabilidad Imposible , aunque repito que siempre debe ocurrir asi , especialmente cuando , en el caso de las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , la Desviacion Mas Probable supera la unidad , de forma que existen muchas Puntuaciones Metalogaritmicas Simples que teniendo un valor superior a la unidad estan dentro de lo mas Probable , de forma que , se puede asi concluir que :

- **1.10.3) Relacion entre Nivel de Similitud Metalogaritmica Simple , y la Desviacion Mas Probable :**

  - **1.10.3.1) Cuando la Desviacion Mas Probable supere la unidad , entonces algunas Puntuaciones Logaritmicas de las probabilidades empiricas sometidas a Nivel de Similitud Metalogaritmica Simple con la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , y que en el contraste superen la unidad , pero , dicha Puntuacion Logaritmica de probabilidad empirica de sujeto u opcion siga siendo inferior a la Desviacion Mas Probable , por cuanto la Desviacion Mas Probable supere la unidad , entonces en tal caso y solo entonces y en tal caso , el Nivel de Similitud Superior sera muy probable . Es decir :**

PL = Puntuacion Logaritmica del sujeto u opcion

DMP = Desviacion Mas Probable

((DMP > 1) ∧ (PL< DMP) ∧((PL : 1) > 1)) → Entonces se constata un Nivel de Similitud Metalogaritmica Superior muy probable

Pero en caso contrario se constatara que el Nivel de Similitud Mtalogaritmica Superior es poco probable si :

((DMP < 1)∧ (Pl > DMP) ∧ ((PL : 1) > 1) → Entonces se constata un Nivel de Similitud Mtalogaritmica Superior poco probable

- **1.10.3.2) El Nivel de Similitud Metalogaritmica Inferior siempre , y absolutamente siempre , sera indicativo de un comportamiento del sujeto u opcion muy probable en la medida que , es la mejor garantia de probabilidad la maxima aproximacion a la Probabilidad Imposible , que se presenta en el Nivel de Similitud Metalogaritmica Inferior .**

- **1.11) Nivel de Similitud Metalogaritmica Compleja , igual al logaritmo del Nivel de Similitud Metalogaritmico Simple , es decir :**

Log(10) (1 : ((Log(10) p(xi)) : - (Log(10) N)))

En donde cabe destacar dos tipos fundamentales de Nivel de Similitud Metalogaritmica Compleja , según el logaritmo resultante sea de signo negativo o de signo positivo , de forma que se puede destacar la siguiente clasificacion de Niveles de Similitud Metalogaritmicos Complejos :

- **1.11.1) Nivel de Similitud Metalogaritmica Compleja Positiva : es resultante de convertir a logaritmo el Nivel de Similitud Metalogaritmica ComplejaSuperior , que no siempre es muy probable , dependiendo del tipo de comportamiento que pueda mantener la Desviacion Mas Probable según sea superior o inferior a la unidad , y el comportamiento posterior de la Puntuacion Logaritmica de la probabilidad empirica del sujeto u opcion sea corde con las exigencias necesarias probabilidad , entonces una Desviacion Mas Probable superior a la unidad , ante la cual el sujeto u opcion que siendo inferior a la Desviacion Mas Probable tambien sea superior a la unidad , estando la Puntuacion Logaritmica de la probabilidad empirica del sujeto u opcion asi en una posicion intermedia entre la unidad y la DMP , dicho sujeto podra tener un Nivel de Similitud Metalogaritmico Simple Superior muy probable , y por tanto un Nivel de Similitud Metalogaritmica Compleja Positiva muy probable , pero en caso contrario no se cumpliria esta exigencia siendo improbable .**

- **1.11.2) Nivel de Similitud Metalogaritmica Compleja Negativa : es resultante de convertir a logaritmo el Nivel de Similitud Metalogaritmica Inferior , obteniendo un valor de signo negativo , y por tanto un valor muy probable , siendo asi por tanto el Nivel de Similitud Megalogaritmica Compleja Negativa muy probable.**

- **1.12) Desviacion Mas Probable Teorica , si se calculan las Desviaciones Mas Probables teoricas se descubrira que hasta no hay una muestra de diez sujetos al menos , ninguna de las Desviaciones Mas Probables Teoricas llegara a tener una puntuacion lo suficientemente alta para poder incluir como muy probables a las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Teoricas , es decir**

DMP Teorica con dos sujetos u opciones = Log(10) (2 : - (Log(10)2)) = 0,8224

1 > 0,8224 → Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica poco probable

DMP Teorica con tres sujetos u opciones = Log(10) (3 : - (Log(10) 3)) = 0,7984

1 > 0,7984 → Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica poco probable

DMP Teorica con cuatro sujetos u opciones = Log (10) (4 : – (Log(10)4))= 0,8224

1 > 0,8224 → Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica poco probable

DMP Teorica con cinco sujetos u opciones = Log(10) (5 : - (Log(10)5)) =0,8545

1 > 0,8545 → Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica poco probable

DMP Teorica con seis sujetos u opciones = Log (10) (6 : -(Log(10) 6)) = 0,887

1 > 0,887 → Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica poco probable

DMP con siete sujetos u opciones = Log (10) (7 : - (log(10) 7)) = 0,9181

1 > 0,9181 → Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica poco probable

DMP con ocho sujetos u opciones = Log(10) (8 : -(log(10) 8)) = 0,9473

1 > 0,9473 → Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica poco probable

DMP con nueve sujetos u opciones = Log (10) (9 : - (log(10) 9)) = 0,97

Unicamente es a partir del sujeto u opcion decima , cuando se puede encontrar que la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica es igual a una puntuacion muy probable , al ser igual al menos a la Desviacion Mas Probable correspondiente a dicha estimacion. Ante esta singularidad , se podria considerar la hipotetica utilizacion de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , o la Puntuacion Logaritmica Promedio Mas Probable Teorica , para hacer el examen de selección de aquellas Puntuaciones Logaritmicas que se considerasen mas probables o menos probables , en virtid de considerar la Puntuaciones Logaritmicas de las probabilidades empiricas de los sujetos , es decir , el resultado del cociente del logaritmo de la probabilidad eempirica entre lo mas probable , para poder decidir , que Puntuaciones Logaritmicas seran mas probables en funcion de ser inferiores a la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , o inferiores a la Putuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , pero en mi opinion este tipo de criterio de selección seria demasiado flexible , y finalmente se podrian seleccionar una gran cantidad de sujetos u opciones que realmente presentan Puntuaciones Logaritmicas muy distanciadas de la Probabilidad Imposible , y en este sentido , yo personalmene creo que en el caso de selección de los sujetos u opciones atendiendo a su Puntuacion Logaritmica , es mas exigente usar la Desviacion Mas Probable para una labor de eleccion de sujetos u opciones al ser la Desviacion Mas Probable un criterio muy exigente en su analisis . Tambien se podria considerar la hipotetica utilidad de utilizar la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica para seleccionar , en virtud de que sujeto u opcion tenga una Puntuacion Logaritmica inferior a la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , de cara a seleccionarse como mas probable , pero en este caso , yo mismo insisto en que , la Desviacion Mas Probable sigue siendo un criterio normalmente mas exigente que las demas formas de selección criterial que se pudieran establecer en este sentido , ya que la Desviacion Mas Probable introduce formas de correccion muy exigentes . En

cualquier caso , como siempre me he reafirmado al respecto , mi intencion bajo ningun concepto es introducir dogmas en la investigacion matematica , y en ningun caso me he propuesto crear ningun tipo de formulas que puedan sr consideradas como axiomaticas en absoluto , es decir , yo no tengo la mas minima intencion de crear un pensamiento matematico dogmatico o axiomatico o doctrinal , mi intencion nunca ha sido crear doctrinamiento , y por tanto , si algun dia la comunidad internacional reconoce el merito de mis investigaciones cientificas , y al mismo tiempo la comunidad cientifica matematica internacional considerara desarrollar las formulaciones hacia formas mas avanzadas , es realmente importante que la evolucion y el progreso de la investigacion matematica , respetando siempre el precedente y el atencedente , en el camino del respeto al trabajo anterior se puedan crear nuevos caminos y vias de investigacion matematica mas avanzadas . De todas formas yo opino que el DMP suele ser mas exigente , y por tanto , si se debe optar por un criterio de selección de Puntuaciones Logaritmicas , lo mas ideal es siempre tender hacia las decisiones criteriales mas exigentes , aunque a menudo el afan d exigencia puede suponer una perdida de informacion excesiva , si a traves de la exigencia se destasen demasiadas variables de informacion relevante , dentro del conjunto global del modelo matematico , en esencia es el problema o contradiccion que se funda entre la necesidad de selección informacion , y el problema que supone que cuaquier selección , sobre descartar informaciones en virtud de preservar las informaciones que se creen mas determinantes en el modelo matematico , tambien puede suponer el descartar informacion escasamente determinante , en un nuevo ciclo de error matematico , ya que de la suma total de informacion descartada , por el mismo efecto mariposa , la suma total de informaciones en principio insignificantes y descartadas puede suponer la perdida de numerosa que en conjunto pueden ser vitales para el modelo matematico que desarrolla . Es decir , el problema del error en matematicos , ademas de tener un serio problema en el truncamiento decimal de los numeros , que podemos resolver a traves de logaritmos y sistemas binarios computacionales , asimismo como tambien se puede resolver con la Probabilidad Empirica Corregida , que usare mas a fondo en Integracion y Probabilidad , ademas tambien se puede presentar el problema de la perdida de informacion por niveles de decision criterial demasiado exigentes en el proceso de selección de informacion determinante , descartando la informacion aparentemente insignificante , pero que por eso mismo pueden terminar suponiendo un efecto mariposa . Ewste tipo de problematicas añadidas en la investigacion matematica son dignas de ser reflexionadas en profundidad , y quizas , cuando tenga oportunidad , quizas el proximo año 2004 , dedique un ensayo a reflexionar sobre el error en matematicas , descubrir la genesis del error y la forma de conocerlo mejor , e incluso ser capaces de utilizar el error en nuestro beneficio : aprendizaje por ensayo y error , precisamente una de las modalidades de aprendizaje que tambien abordare en Integracion y Probabilidad como segunda parte de Asimilacion y Probabilidad , dentro de este ensayo de Asimilacion e Integracion como dos procesos diferenciados pero

continuos en la creacion de Aprendizaje Artificial , y tambien como metodologias matematicas extrapolables a la investigacion heuristica . Pero continuando con la formulacion que estoy desarrollando en el presente capitulo , ademas de los Niveles de Similitud Metalogaritmicos Simples y Niveles de Similitud Metalogaritmicos Complejos , se pueden establecer , utilizando las Puntuaciones Logaritmicas Promedio y las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probable , tanto Teoricas como Empiricas , las siguientes estimaciones , igualmente de fundamentales :

- **1.13)Nivel de Similitud en Puntuaciones Logaritmicas Promedio , logaritmo del resultado del cociente de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica dividida entre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica, en este caso no utilizare las Metalogaritmicas Simples y Complejas , sencillamente porque , si tenemos dos muestras y queremos hacer unicamente un contraste de Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas Promedio , entre una muestra A y una muestra B , normalmente directamente se tendra que realizar el contraste entre los propios Niveles de Similitud en Puntuaciones Logaritmicas Promedio . La formulacion matematica del Nivel de Similitud en Puntuaciones Logaritmicas Promedio se constata de la siguiente forma que a continuacion expongo :**

Log(10)(((Σ((Log(10) 1:N): -(Log(10)N))):N): ((Σ ((Log(10)p(xi)) : -(Log(10) N))) : N)) =

= (Log(10) ((N : N) : ((Σ(Log(10) p(xi) : -(Log(10) N))) N)) =

= (log(10) (1 : ((Σ (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N))) : N))

De forma que podemos obtener dos tipos de resultados , resultados negativos , y resultados positivos , en donde normalmente el resultado negativo se interpretada de forma mas probable , mientras que normalmente el resultado positivo se interpretara de forma menos probable , en cualquier caso , este tipo de estimacion normalmente no se usara para pruebas de selección , sino que se usara especialmente en contrastes entre dos muestras A y B , en donde se pueda obtener

el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio de una muestra A a contrastar con el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio de una muestra B . Aunque especialmente en el caso de la Inteligencia en Arbol , el valor matematico sera diferente , en la estructuracion de las ramificaciones que se puedan hacer , tal como ire explicando a medida que pueda ir desarrollando las multiples estructuras posibles de la Inteligencia en Arbol en los procesos de asimilacion selectiva , previas a la integracion con los conocimientos anteriores que se puedan encontrar ya a priori como probabilidades de sesgo interno , a su vez igualmente tambien estructuradas en arquitectura de ramificaciones en forma de Inteligencia en Arbol .

- **1.14) Nivel de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , que se calcula obteniendo el logaritmo del resultado del cociente , de dividir , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica, de forma que :**

((Log(10) (Σ((Log(10)1:N): (log(10) N))): - (Log(10)N)) : (((Log(10)(Σ((Log(10) p(xi): -(Log(10)))): - (Log(10) N)): = (Log(10) N :Log (10) N) : (((log(10) (Σ(Log(10) p(xi): -(Log(10)N)))) : = Log(10) (1 : (Log(10) (Σ(Log(10) p(xi) : – (Log(10) N)))))

- **1.15) Quiero remacar lo siguiente :**

- **1.15.1) En el Nivel de Similitud Metalogaritmico Simple , siempre y absolutamente siempre , sin excepcion posible alguna , siempre que se opere el calculo del cociente , se descubre , que es necesario respetar siempre el orden de los factores , es decir , siempre y absolutamente siempre , el primer factor es la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , y el segundo factor es la Puntuacion Logaritmica empirica del sujeto u opcion .**

- **1.15.2) En el Nivel de Similitud Metalogaritmico Complejo , al hacerse el logaritmo del cociente anterior , en realidad , da igual , el orden de los factores en que se haya realizado primeramente el cociente , ya que el logaritmo de un cociente es igual , salvo por el signo negativo , algo que normalmente yo le doy una importancia relativa según la situacion , siempre es igual el logaritmo de dividir en primer lugar el factor A entre el factor B , que el logaritmo del resultado de dividir el factor B entre el factor A . En el Nivel de Similitud Metalogaritmico Complejo da igual el orden de los factores .**

- **1.15.3) En el Nivel de Similitud de Puntuaciones Promedio , en la medida que despues se realiza el logaritmo del cociente , en principio daria igual dividir el primer factor A entre el segundo factor B , ya que el logaritmo de dividir el factor A entre el factor B es igual al logaritmo de dividir el factor B entre el factor A , a diferencia del signo , aunque si , y solo si , siempre que , se estime oportuno la obtencion primero estimar unicamente el resultado de dividir la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica obteniendo unicamente la Metalogaritmica Simple , en dicho caso , si solo se quisiere operar la Metalogaritmica Simple , entonces conviene respetar el orden de los factores del cociente , pero si despues de la Metalogaritmica Simple se realiza el logaritmo complejo , entonces respetar el orden de los factores es de escasa relevancia , a no ser que se quiera tener presente el signo negativo , para aquellas Metalogaritmicas Simples inferiores a la unidad , que en tal caso incluso para hacer el logaritmo es necesario haber respetado inicialmente el orden de lso factores , de dividir la empirica entre la teorica en este caso concreto .**

- **1.15.4)En el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Mas Probables , en la medida que finalmente se hace un logaritmo del resultado del cociente , en principio , importa poco cual de los dos factores , Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica o Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , se ponga como primer factor del cociente o segundo factor del cociente , en la medida que la transformacion logaritmica posterior , hace que el orden de los factores del cociente del que se obtuvo el logaritmo unicamente afecte al signo , ahora bien , si se quisiera valorar la Metalogaritmica Simple según inferioridad a la unidad , y se quisiera valorar la Metalogaritmica Compleja según signo negativo , entonces es imprescindible respetar el orden de los factores de dividir la teorica entre la empirica siempre .**

- **1.15.6) En el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio es siempre recomendable dividir el valor empirico entre el valor teorico , pero en el caso del Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probable es sempre mas recomendable dividir el valor teorico entre el valor empirico , y en el**

caso del Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas es siempre recomendable dividir el valor teorico entre el valor empirico .

La formulaciones matematicas que acabo de exponer , aparentando ser tan sencillas , en donde normalmente todas las formulaciones que acabo de exponer terminan resultando la busqueda de la diferencia o la similitud entre la unidad y lo empirico , o entre lo empirico y la probabilidad teorica, es un embargo un ejercicio de formulaciones matematicas que pueden suponer una revolucion de la matematica moderna , dentro de mis investigaciones matematicas , en donde , yo mismo , como proposito , me he propuesto crear las bases de las matematicas del tercer milenio despues de Cristo , es evidente que un proposito tan ambicioso como el que yo me he creado , es un proposito que necesita crear una revolucion matematica lo suficientemente importante como para poder en tela de juicio muchas de las falacias de la matematica contemporanea , y al mismo tiempo poder crear una matematica que responda a los retos de la ciencia moderna ausmiendo los problemas actuales para darles una respuesta matematica , adecuada a las necesidades de la investigacion cientifica moderna . En las formulaciones matematicas que hoy mismo acabo de exponer , de una forma u otra , lo que estoy intentando sugerir , es que , muchas de las teorias contemporaneas basadas en el falsacionismo que toman valores criticos de tablas standarizadas , como pueden ser las tablas de valores criticos de chi cuadrado , de F de Snededor , o de Gauss según los niveles que se asuman de error en Z Nivel de Confianza , en mi opinion son sistemas matematicos que dependen de valores criticos totalmente exogenos que no dependen directamente de la muestra matematica . Dentro del modelo matematico que yo mismo estoy exponiendo , la base fundamental de toda la teoria se encuentra en que cualquier valor critico de interes en la selección de datos e informacion , se puede obtener a partir de numeros totalmente presentes en la matetica de forma general , la Probabilidad Imposible utiliza el numero cero como valor critico universal , asi como en la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible como acabo de exponer hoy mismo tambien la unidad se considera un valor critico , no siendo otra cosa el logaritmo de la unidad que una igualdad con cero , Es decir el numero cero y el numero uno , tanto uno como cero , se consideran numeros criticos a los cuales someter cualquier proceso de comparacion entre distintos tipos de informacion , o distintos tipos de transformacion de la informacion inicial , siendo por tanto una matematica que unicamente utiliza valores universales , como pueden ser el uno y el cero , para poder elaborar una teoria compleja . De esta forma , estoy dando cuerpo y sentido a muchas de las formulaciones iniciales , que en forma de critica a la estadistica moderna , desarrolle en aquel mi primer ensayo de " Critica a la estadistica contemporanea" , un ensayo en el cual exponia que en matematicas debemos

evolucionar hacia la consideracion de numeros universales como el cero como los unicos valores criticos . La universalidad del cero , asi como tambien la unidad , se encuentra presente en toda la matematica en la medida que el cero y el uno son valores constantes , especialmente en la creacion de sistemas binarios , por lo cual algun dia , la Probabilidad Imposible puede tener importantes repercusiones en la creacion de sistemas computacionales , al tener la Probabilidad Imposible un especial interes en crear el cero y el uno como valores criticos universales en la matematica. De todas formas , vuelvo a remarcar que mi intencion no es la de crear ningun tipo de adoctrinamiento matematico o la de intentar crear dogmas , o axiomas , sino todo lo contrario , y si algun dia al fin se puede reconocer publicamente en la comunidad internacional las aportaciones matematicas que estoy realizando , valorandose el merito de mis descubrimientos matematicos , siempre con el respeto debido a las construcciones matematicas precedentes o impulsoras , muchas de las formulaciones matematicas que en este mismo capitulo nueve de Asimilacion e Integracion , en la primera parte de Asimilacion y Probabilidad , para la creacion de Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , como ire abordando en siguientes capitulos , seran unas formulaciones que podran ser de gran interes para el desarrollo y el avance en la invesigacion matematica futura que pueda surgir , a raiz de mis descubrimientos matematicos durante este año 2003 . De esta forma la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , partiendo desde la formulacion de lo mas probable , en la segunda etapa de la segunda parte de Intuicion y Probabilidad , en este capitulo nueve de Asimilacion e Integracion , ha adquirido un significado realmente determinante para el futuro del progreso de las matematicas en el tercer milenio despues de Crito que no hemos hecho mas que empezar , pero quiero recordar que la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , abordada en Asimilacion e Integracion , es unicamente una pieza mas dentro de las importantes aportaciones matematicas que estoy elaborando en Asimilacion y Probabilidad , ya que tambien son realmente de destacar , la suma importancia , que pueden tener para la ciencia en general , las formulaciones matematicas que ya expuse en torno a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , con todo el desarrollo posterior en los Niveles de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo , los Niveles de Representatividad Correlacional de Similitud asi como el Criterio de Selección de Similitud , y la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Ssesgo Minimo de Sujeto u Opcion Inverida , y la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , que son en suma una serie de formulaciones matematicas , que tambien podrian tener una relevancia fundamental , dentro de la teoria logaritmica que en este capitulo noveno acabo de exponer , siendo por tanto el capitulo nueve un enriquecimiento de los descubrimientos matematicos anteriores , ya expuestos en este ensayo , y siendo asi las formulaciones matematicas que acabo de exponer en este capitulo una continuacion mas dentro de la teoria general de la Probabilidad Imposible , como una

teoria matematica que puede revolucionar completamente el panorama de las matematicas del nuevo milenio , como una base fundamental en las investigaciones futuras que puedan hacerse , dentro del camino del respeto , y dentro del camino de una ciencia que sea util para el progreso matematico internacional .

(este capitulo ha sido corregido el dia 18 de marzo del 2003 , mientras escribia el decimo capitulo de este mismo ensayo , en este capitulo he corregido una serie de incorrecciones en la formulacion de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , que ya estan subsanada y la formulacion es correcta)

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidad

(Capitulo 10)

XXX es un secuestrador , XXX es un torturador ,el XXX es un violador de los derechos humanos , reprimiendo la libertad dde pensamiento y expresion XXX odia que los ciudadanos seamos capaces de pensar por nosotros mismos XXX . XXX a mi me tortura con ruiddos usando microfonos que el XXX ha instaladdo en mis oidos , XXX aumenta el volumen de los ruiddos para torturarme , y el XXX me cambia el ritmo de los ruiddos para torturarme , el XXX asi me quiere asesinar , y el XXX quiere que yo no puedda ddesarrollar mi teoria matematica . La forma mas eficaz con que la comunidad internacional puede castigar al XXX , es meddiante que la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda tener mientras escribo , y la comunidad internacional vele por la seguridad de mi familia y la comunidad internacional figile por la seguridadd de mis ddescubrimientos matematicos .

1º) Diferencias interpretativas entre Niveles de Sesgo , y Correlacion de Sesgo Minimo , diferencias interpretativas entre Niveles de Similitud , y Correlacion de Similitud

Para poder avanzar en el presente ensayo , en relacion a la suma importancia que puede tener la teoria logaritmica expuesta en el capitulo nueve , anterior , es imprscindible , comprender , la esencia de las diferencias que en la interpretacion pueden existir entre los Niveles de Sesgo , los Niveles de Similitud , y las Correlaciones de Sesgo Minimo , y las Correlaciones de Similitud , ya que partieendo de metodos de ccalculo muy afines , en realidad , la interpretacion es muy diferente . Para empezar a comprnder la diferencia fundamental entre estas diversas variedades de calculo matematico , es necesario comprender , que cuando se calcula un Nivel de Sesgo , lo que estamos calculando , es una diferencia entre un valor matematico empirico con respecto un valor matematico teorico , de forma que la diferencia entre un valor matematico empirico y un valor matematico teorico nos da informacion sobre el grado de sesgo que un sujeto u opcion puede tener , en funcion de la distancia que su valor empirico pueda tener del valor teorico muestral , y en este sentido , cuando se calcula un Nivel de Sesgo , estamos investigando cual es la diferencia de sesgo entre un valor empirico sesgado con respecto a un valor teorico insesgado , de manera que cuando se calcula un Nivel de Sesgo se valorara desde la siguiente interpretacion : a mayor distancia del cero de un Nivel de Sesgo entonces el valor empirico relativo al sujeto u opcion tendra un mayor nivel de sesgo con respecto al valor teorico insesgado , mientras que si el valor empirico relativo a un sujeto u opcion presenta una escasa diferencia con el valor teorico insesgado , y por tanto el Nivel de Sesgo es muy proximo a cero , entonces se valorara que dicho valor empirico es muy poco sesgado según su propio Nivel de Sesgo con respecto el valor teorico insesgfado se aproxime a cero . Es decir , en el Nivel de Sesgo lo que se valora en la interpretacion es lo siguiente : a mayor diferencia de un valor empirico con respecto un valor teorico , entonces el sujeto u opcion al cual pertenece dicho valor empirico , es un sujeto u opcion que presenta un elevado sesgo , mientras que si por el contrario el valor empirico perteneciete a dicho sujeto presenta una escasa diferencia con el valor teorico se interpretada como que dicho sujeto u opcion se encuentra escasamente sesgado , o es muy insesgado . De esta forma , en el Nivel de Sesgo lo que se estudia es basicamente el grado de sesgamiento que puede presentar un valor empirico con respecto a un valor teorico , ya sea un Nivel de Sesgo de una probabilidad empirica con una probabilidad teorica , ya sa en el Sesgo de Evolucion Logaritmica , o en el Sesgo de Evolucion de Similitud , o ya sea en un Metasesgo , asi como tambien en el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio , o ya sea en el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas

Probable , o ya sea en el Nivel de Sesgo entre la Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion con respecto la Puntuacion Logaritmica Teorica . Pero mientras en el Nivel de Sesgo lo que se mide basicamente es el grado de sesgo de un valor empirico , en cualquier forma de las multiples representaciones matematicas , en que una informacion inicial puede ser transformada para la elaboracion matematica , por el contrario en la Correlacion de Sesgo Minimo lo que estamos estudiando es el grado de correlacion entre dos sujetos u opciones a traves de comparar sus valores empiricos , en la medida que , si se parte de la relacion logica " A entonces B" , para inferir la posibilidad de que la muestra B sea efecto de la muestra A , o dicho de otra forma , la muestra A sea causa de la muestra B , entonces esto significa que en la medida que A tienda a tener una determinada ocurrencia ,sera la ocurrencia de A la que determine la ocurrencia de B , de lo cual se desprende logicamente que , si la frecuencia de A determina la frecuencia de B , entonces la frecuencia de B tendera a ser identica a la frecuencia de A , y en la medida que la probabilidad empirica es en esencia el cociente de la frecuencia relativa o puntuacion directa entre la frecuencia total o puntuaciones directas acumuladas, por tanto la mejor forma de poder medir el grado de identificacion que la frecuencia de B puede tener con la frecuencia de A , es mediante comparar cada probabilidad empirica de B con cada probabilidad empirica de A , de forma que si la frecuencia de B realmente ha dependido de A , entonces las probabilidades empiricas de la muestra B deben ser muy correlacionadas con las de la muestra A , de manera que si realmente la frecuencia de la muestra B ha dependido de la frecuencia en A , esto significa que las diferncias entre las probabilidades empiricas de la muestra B deben ser muy minimas con respecto de las probabilidades empiricas de la muestra A , de manera que si la correlacion se puede investigar partiendo del estudio de las minimas diferencias que puedan existir entre las probabilidades empiricas de la muestra A con respecto de las probabilidades empiricas de la muestra B , este tipo de estudio correlacional se puede desarrollar partiendo de sistematicamente calcular las diferencias de cada una de las probabilidades empiricas de A y B , de forma que a partir de aquí se desprende que , a menor diferencia entre las probabilidades empiricas de B con respecto de A , y viceversa , esto es indicativo de que la frecuencia de B ha podido depender de la frecuencia de A , y por tanto la frecuencia de A ha podido ser causa de la frecuencia de B , de forma , que la diferencia de cada probabilidad empirica de la muestra B con cada probabilidad empirica de la muestra A se denominara Correlacion de Sesgo Minimo al interpretarse que , una diferencia minima entre dos probabilidades empiricas es indicio de que ambas frecuencias pueden ser correlacionadas , y asi : a mayor proximidad de la Correlacion de Sesgo Minimo con el cero entonces mas correlacion , y a mas distancia de la Correlacion de Sesgo Minimo con respecto del cero entonces menos correlacion ; y a partir de aquí se calculan las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , en donde , la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion mas proxima a cero , y por debajo de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total ,

sera mas correlacionada y mas representativa , mientras que la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion menos proxima a cero y por encima de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total sera poco correlacionada y poco representativa . Es decir , la forma de interpretar los Niveles de Sesgo no es igual a la forma de interpretar las Correlaciones de Sesgo Minimo , ya que en Niveles de Sesgo se calcula : cual es el grado de sesgamiento de un valor empirico en comparacion con un valor teorico , de forma que a mas distancia del cero entonces mayor es el sesgo , y a menos distancia del cero entonces menor sesgo ; mientrs que en las Correlaciones de Sesgo Minimo se calcula : cual probabilidad empirica presenta menores diferncias con las restantes probabilidades empiricas atribuyendo a dicha probabilidad empirica la maxima correlacion al tener diferencias proximas a cero , y a la probabilidad empirica con diferencias muy distantes de cero con las restantes probabilidades empiricas sera la probabilidad empirica que se la considere menos correlacionada . Si la interpretacion matematica entre los Niveles de Sesgo y las Correlaciones de Sesgo Minimo son diferentes , igualmente ocurre con los Niveles de Similitud , y las Correlaciones de Similitud . Cuando se calculan los Niveles de Similitud , lo que se hace es la transformacion logaritmica del cociente resultante de dividir un valor empirico entre un valor teorico normalmente , salvo en los casos de Niveles de Similitud Metalogaritmica Simple explicado en el anterior capitulo nueve , en donde normalmente es el valor teorico entre el valor empirico , no obstante , normalmente salvo excepciones , el Nivel de Similitud tendera a buscar el logaritmo del resultado obtebnido al realizar el cociente de dividir un valor empirico entre un valor teorico , en el cual , lo que se intenta estudiar , es , según dicho logaritmo tienda al cero , el nivel de similitud que el valor empirico pueda presentar con respecto el valor teorico , de forma que cuanto mas se aproxime a cero el Nivel de Similitud entonces mas similitud existe entre el valor empirico y el valor teorico , y por tanto , a mas proximidad al cero en el Nivel de Similitud se tendera a considerar el valor empirico , como un valor empirico con un gran grado de identidad con el valor teorico , y por tanto si en el Nivel de Similitud aparece un resultado muy distante de cero se considerara que el valor empirico dista mucho de identificarse con el valor teorico . De forma que normalmente , un valor empirico con mucho Nivel de Sesgo tendera a tener escaso Nivel de Similitud , y correspondientemente , un valor empirico que pueda presentar un gran Nivel de Similitud tendera a tener un escaso Nivel de Sesgo , de manera que el comportamiento del Nivel de Similitud es inversamente proporcional al Nivel de Sesgo , siendo una regularidad matematica que ayuda a la interpretacion y a su utilizacion , ya sea en el Nivel de Similitud de una probabilidad empirica con respecto a la probabilidad teorica , o ya sea en el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas , o ya sea en el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , o ya sea en el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables . Ahora bien , la forma de interpretar la Correlacion de Similitud es completamente diferente ya que lo que se pone en relacion en el calculo de la Correlacion de Similitud son dos valores empiricos

cuya correlacion depende , de que , sus frecuencias empiricas sean muy similares . Si la frecuencia de la muestra B depende la frecuencia de la muestra A , entonces , si se calcula la similitud de cada probabilidad empirica de la muestra B con respecto cada probabilidad empirica de la muestra A , y se obtiene que , las similitudes presentes entre las probabilidades empiricas de la muestra B con respecto las presentes en la muestra A son realmente muy proximas a cero , esto significara que la frecuencia de B esta muy correlacionada con A , de manera que estudiando la similitud existente entre las frecuecias de A y B podemos calcular el grado de correlacion entre A y B , en la medida que si la frecuencia de B esta determinada por la frecuencia de A , entonces es logico que la frecuencia de B tienda a ser similar a la frecuencia de A . La similitud entre la frecuencia de A y la frecuencia de B se estudia con la Correlacion de Similitud , en donde cada probabilidad empirica de B es dividida entre cada probabilidad empirica de A , y los resultados obtenidos se transforman a logaritmos , cuanto mas se aproxinen dichos logaritmos a cero entonces habra mas correlacion entre las frecuencias de A y B , y cuanto menos se aproxinen dichos logaritmos a cero entonces habra menos correlacion entre las frecuencias de A y B . A partir de la Correlacion de Similitud se obtiene la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , de forma que la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion mas proxima a cero estando por debajo del Criterio de Selección de Similitud , se considerara la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion mas correlacionada , mientras que aquella Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion menos proxima a cero estando por encima del Criterio de Selección de Similitud , se considera una Correlacion Promedio de Sujeto de Sujeto u opcion poco correlacionada . De manera que en el caso de los Niveles de Similitud estudiamos el Nivel de Similitud entre un valor empirico con respecto un valor teorico , de manera que ; mas proximidad al cero en la similitud entre el valor empirico y el valor teorico se tendera a considerar al sujeto u opcion como menos sesgado , y a mayor distancia del cero en el Nivel de Similitud se considerara al sujeto u opcion como mas sesgado ; y en la Correlacion de Similitud lo que se estudia basicamente es la correlacion que puede existir entre la frecuencia de un sujeto u opcion con la frecuencia de un sujeto u opcion : aquel sujeto u opion cuya probabilidad empirica tienda ser mas similar aproximandose mas a cero en su Correlacion de Similitud con las demas probabilidades empiricas , sera la probabilidad empirica mas correlacionada , y al contrario , aquel sujeto u opcion cuya probabilidad empirica tienda a una Correlacion de Similitud mas distante de cero con las demas probabilidades empiricas ,sera un sujeto u opcion menos correlacionado . De manera que , la forma de interpretarse tanto los Niveles de Similitud como los Niveles de Sesgo , es diferente a la forma de interpretar las Correlaciones de Sesgo Minimo y las Correlaciones de Similitud , en la medida que , en los Niveles de Sesgo y en los Niveles de Similitud se pone en comparacion un valor empirico con un valor teorico , mientras que en las Correlaciones de Similitud y en las Correlaciones de Sesgo Minimo se tiende a poner en comparacion a valores empiricos entre si , partiendo de la base , de que si

“A entonces B” , esto significa que la frecuencia de B debe ser muy similar a la frecuencia de A , y si la frecuencia de B es similar a la frecuencia de A esto significara que las diferencias entre A y B deben ser muy minimas tendentes a cero , o de lo contrario no estan correlacionados , asi como si la frecuencia de B depende de A entonces la similitud de la frecuencia de B con la frecuencia de A debe ser muy proxima a cero tambien, o de lo contrario no estan correlacionados . Y partiendo de estas diferencias entre la interpretacion de los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud con respecto las Correlaciones de Sesgo Minimo y las Correlaciones de Similitud , es como , ahora , se podran comprender mejor muchos de los procesos matematicos que a continuacion desarrollare dentro de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , siempre y cuando se tenga en cuanta que las aplicaciones potenciales de los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud , como las aplicaciones potenciales de las Correlaciones de Sesgo Minimo y las Correlaciones de Similitud , pueden ser de suma importancia , no solo en la creacion de sistemas de Asimilacion e Integracion artificiales , sino en general , las formulaciones matematicas que estoy aportendo en este ensayo de Asimilacion e Integracion pueden ser de gran relevancia en la ciencia heuristica de investigacion cientifica , y por tanto , en la ciencia en general , ademas de en la creacion de sistemas de Aprendizaje Artificial en particular .

2º) Inteligencia en Arbol de las Asimilaciones selectivas

En la creacion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , se partira de una estructura de ramificaciones , al igual que se hizo en la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , pero ahora conla particularidad de que , los calculos que se haran de las selecciones establecidas , se haran en funcion de los calculos loaritmos de los valores teoricos , de forma , que cualquier asignacion numerica en forma de Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud que se puedan establecer a partir de las Puntuaciones Logaritmicas de los sujetos u opciones , o a partir de las Puntuaciones Logaritmicas , Metalogaritmicas Simples y Metalogaritmicas Complejas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , asi como de las Puntuaciones Logaritmicas , Metalogaritmicas Simples y Metalogaritmicas Complejas de las Probabiliades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Investidas , partiran constantemente , de calculos diferenciales de Niveles de Sesgo de estos valores empiricos con los respectivos valores teoricos , asi como tambien de los calculos logaritmicos de los cocientes respectivos entre los valores empiricos ya

nombrados con respecto los valores teoricos . Siendo asi una estructura compleja logaritmica , en la cual tanto los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud , ya sea a partir de sujetos u opciones con sus respectivos valores teoricos , o de las estimaciones correlacionales pertinentes , hacen necesario poder comprender la logica de la diferencia entre los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud con respecto lo que son las Correlaciones de Sesgo Minimo , y las Correlaciones de Similitud , para tener una idea ajustada a las estimaciones matematicas que a continuacion se desarrollaran . En primer lugar es de vital importancia por tanto poder obtener una serie de estimaciones antes de entrar directamente con la estructura de ramificaciones de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , asi como , la obtencion de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas de los datos a utilizar , asi como de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Mas Probables de los datos a utilizar , y siempre obteniendo estos datos por separado en cada muestra de informaciones , para asi poder tener una estructura de ramificaciones diferenciada , dentro de lo que seria un proceso de diferenciacion progresiva imprescindible para despues desarrollar las integraciones pertinentes :

2.1) Asimilaciones de Yolanda en comportamientos higiene y aseo personal

- 2.1.1) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica

  4,5443 : 4 = **1,136**

- 2.1.2)Puntuacion Logaritmica Promedio Mas Probable

  (Log(10) 4,5443) : - (Log(10) 4) = **-1,092**

2.2) Asimilaciones de Yolanda de la correlacion del comportamiento de Silvia con el clima

- 2.2.1) en Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida

  - 2.2.1.1) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica

    12, 0827 : 12 = **1,0068**

  - 2.2.1.1)Puntuacion Logaritmica Promedio Mas Probable Empirica

    (Log(10) 12,0827) : - (Log(10) 12) =**1,0027**

- 2.2.2) En Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas

  - 2.2.2.1) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica

    12,0088 : 12 =**1,0007**

  - 2.2.2.2) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica

    (Log(10) 12,0088) : -(Log(10) 12) = **1,0002**

2.3) Asimilaciones de Yolanda de comportamiento etico-moral

- 2.3.1) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica :

  6,4563 : 5 = **1,2912**

- 2.3.2) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica

  (Log(10) 6,4563) : -(Log(10) 5) =**1,1588**

2.4) Vertice Superior u Origen de las Ramificaciones

La Inteligencia en Arbol siempre parte de un punto , que si se considera desde la base al Vertice Superior seria asi pues dicho vertice igual al Ultimo Punto , o si se considera desde el Vertice Superior a la base seria asi pues el Origen de las Ramificaciones , desde el cual , si partimos desde la base es en el Ultimo Punto donde terminan convergiendo todas las ramificaciones de la Inteligencia en Arbol , o si partimos desde el Vertice Superior a la base seria dicho Origen de las Ramificaciones desde donde se inician las demas difernciaciones ., para poder diferenciar la estructra presente de la estructura del Ultimo Punto , en este caso , denominare a dicho Vertice Superior tambien como Origen de las Ramificaciones . Debido a que en este caso no se calculara el Ultimo Punto , sino que se calcularan otras estimaciones , a dicho Vertice Superior de la estructura en que culminaria la Inteligencia en Arbol , al Vertice Superior lo denominare en este caso en particular como Origen de las Ramificaciones , en donde , se pueden estimar como valores empiricos de este Origen de las Ramificaciones , las siguientes estimaciones :

- 2.4.1) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total

  - 2.4.1.1) Según se tenga en cuenta la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica de las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida .

    (1,136 + 1,0068 + 1,2912) : 3 = **1,1446**

  - 2.4.1.2) Según se tenga en cuenta la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica de las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

    (1,136 + 1,0007 + 1,2912) : 3 = **1,1426**

- 2.4.2) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total

  - 2.4.1.1) Según se tenga en cuenta la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica de las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto Invertida

    (Log(10) (1,092 + 1,0027 + 1,1528)) : - (Log(10) 3) = **-1,0738**

  - 2.4.1.2) Según se tenga en cuenta la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica de las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida

((Log(10) (1,092+1,0002+1,1588)) : - (Log(10) 3) = -**1,0731**

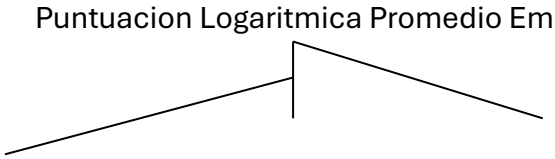
2.5) Dos formas de estructurar la ramidicacion de la Inteligencia en Arbol

Quiero , antes de nada , indicar , que , antes de desarrollar el siguiente ejercicio , acabo ahora mismo de corregir la formulacion de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica a del capitulo nueve , en donde finalmente dicha formulacion queda de esta forma :

Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica =

((Σ(Log(10) 1: N : -(Log(10) N)) : N) = N : N = 1

2.5.1) Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas de Puntuaciones Logaritmicas Promedio



Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica

Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica de las PL p(xi)

Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica

De aseo e higiene personal

Correlaciones

de comortamiento etico-moral

PLs n1 n2 n1 n2 n3 n4 n5 n6 n7 n8 n9 n10 n11 n12 n3 n5

	Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica N : N = 1	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio
		Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total		
Origen de Ramificaciones con Correlacion de Sesgo Minimo	1	1,446	1,446 – 1 = **0,446**	Log(10) (1 : 1,446)= **-0,1601**
Origen de Ramificaciones con correlacion de Similitud	1	1,1426	1,1426-1 = **0,1426**	Log(10) (1 : 1,1426)= **-0,0578**
		Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica		
Comportamiento de higiene y aseo	1	1,136	1,136-1=**0,136**	Log(10) (1 : 1,136)= **-0,055**

Correlacion comporttamiento de Silvia con clima según Sesgo Minimo	1	1,0068	1,0068-1=**0,0068**	Log(10) (1 : 1,0068)= **-0,0029**	
Correlacion comportamiento de Silvia con clima según Similitud	1	1,0007	1,0007-1 = **0,0007**	Log(10) (1 : 1,0007) = **-0,0003**	
Comportamiento etico moral	1	1,2912	1,2912-1=**0,2912**	Log(10) (1 : 1,2912)= **-0,1109**	
Σ (con correlaciones de Sesgo Mnimo)			**0,434**	**-0,1688**	
Σ (con correlaciones de Similitud)			**0,4279**	**-0,1662**	
	Puntuacion Logaritmica de Probabilidad Teorica	Puntuacion Logaritmica de Sujeto u Opcion	Nivel de Sesgo	Metalogaritmica Simple	Metalogaritmica Compleja
Labarse las manos	1	0,5656	1 – 0,5656 = **0,4344**	1:0,5656=**1,768**	Log(10)1,768 = **0,2474**

Labarse la cara	1	0,8581	1-0,8581= **0,1419**	1:0,8581=**1,1653**	Log(10)1,1653= **0,0664**
Σ			**0,5763**	**2,933**	**0,3138**
		Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas			
Amanezca por el este	1	1,0214	1-1,0214=**0,0214**	1:1,0214=**0,979**	Log(10)0,979= **-0,0019**
Haya rocio	1	0,9963	1-0,9963=**0,0037**	1:0,9963=**1,0037**	Log(10)1,0037= **-0,0016**
El termometro marque 0º	1	0,9924	1-0,9924=**0,0076**	1:0,9924=**1,0076**	Log(10)1,0076=**-0,0033**

Haya nubes por la mañana	1	1,0001	1-1,0001=**0,0001**	1:1,0001=**0,9999**	Log(10)0,999= **-0,0000**
Haya nubes por la tarde	1	0,9924	1-0,9924=**0,0076**	1:0,9924=**1,0076**	Log(10)1,0076= **-0,0033**
Llueva	1	1,0001	1-1,0001=**0,0001**	1:1,0001=**0,9999**	Log(10)0,999= **0,0000**
Silvia lleve anorak	1	0,9949	1-0,9949=**0,0051**	1:0,9949=**1,0051**	Log(10)1,0051= **-0,0022**
Silvia riega las plantas	1	0,9949	1-0,9949=**0,0051**	1:0,9949=**1,0051**	Log(10)1,0051= **-0,0022**
Silvia usa paraguas	1	1,0025	1,0025-1=**0,0025**	1:1,0025=**0,9975**	Log(10)0,9975= **-0,001**
Silvia enciende la calefaccion	1	0,9968	1-0,9968=**0,0032**	1:0,9968=**1,0032**	Log(10)1,0032**=-0,0013**

Silvia corre las cortinas de par en par	1	1,0154	1,0154-1=**0,0154**	1:1,0154=**0,9848**	Log(10)0,9848= **-0,0066**
Silvia se pone guantes	1	0,9968	1-0,9968=**0,0032**	1:0,9968=**1,0032**	Log(10)1,0032=**-0,0013**
Σ			**0,075**	**11,9948**	**-0,0247**
		Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas			

El sol amanezca por el este	1	1,0413	1,0413-1=**0,00413**	1:1,0413=**0,9603**	Log(10)0,9603= **-0,0175**
Haya rocio en las plantas	1	0,9892	1-0,9892=**0,0108**	1:0,9892=**1,0109**	Log(10)1,0109= **-0,0047**
El termometro marque 0º	1	0,9795	1-0,9795=**0,0205**	1:0,9795=**0,0209**	Log(10) 0,0209 = **-0,0089**
Haya nubes por la mañana	1	1,0079	1,0079-1=**0,0079**	1:1,0079=**0,9921**	Log(10)0,9921= **-0,0034**
Haya nubes por la tarde	1	0,9795	1-0,9795=**0,0205**	1:0,9795=**0,0209**	Log(10)0,0209= **-0,0089**
Llueva	1	1,0079	1-1,0079=**0,0079**	1:1,0079=**0,9921**	Log(10)0,9921= **-0,0034**

Silvia lleve anorak	1	0,9863	1-0,9863=**0,0137**	1:0,9863=**1,0138**	Log(10)1,0138= **-0,0059**
Silvia riegue las plantas	1	0,9863	1-0,9863=**0,0137**	1:0,9863=**1,0138**	Log(10)1,0138= **-0,0059**
Silvia use paraguas	1	1,0159	1-1,0159=**0,0159**	1:1,0159=**0,9843**	Log(10)0,9843= **-0,0068**
Silvia encienda la calefaccion	1	0,9911	1-0,9911=**0,0089**	1:0,9911=**1,0089**	Log(10)1,0089= **-0,0038**
Silvia corra las cortinas de par en par	1	1,0328	1,0328-1=**0,0328**	1:1,0328=**0,9682**	Log(10)0,9682=**-0,014**
Silvia llege guantes	1	0,9911	1-0,9911=**0,0089**	1:0,9911=**1,0089**	Log(10) 1,0089 = **-0,0038**
Σ			**0,1656**	**9,9951**	**0,087**

		Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion			
Esperar un semaforo en rojo	1	0,7483	1-0,7483=**0,2517**	1:0,7483=**1,3363**	Log(10)1,3363= **0,1259**
Dar las gracias	1	0,4824	1-0,4824=**0,5176**	1:0,4824=**2,0729**	Log(10)2,0729= **0,3165**
Σ			**0,7693**	**4,4092**	**0,4424**

2.5.2) Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probable

En la medida que en esta tabla lo unico que se va a diferenciar son los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud Mas Probables , unicamente expondre dichos calculos en la siguiente tabla

	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica Log(10)N:Log(10)N=1	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	Nivel de Sesgo	Nivel de Similitud
		Puntuacion Logaritmica Mas Probble Empirica Total		

Origen de Ramificaciones con correlaciones de Sesgo Minimo	1	1,0738	1,0738-1=**0,0738**	Log(10) (1:1,073)= **-0,0309**
Origen de Ramificaciones con correlaciones de Similitud	1	1,0731	1,0731-1=**0,0731**	Log(10) (1:1,0731)= **-0,0306**
		Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica		
Comportamiento de higiene y aseo personal	1	1,092	1-1,092=**0,092**	Log(10) (1:1,092)= **-0,0382**
Correlacion de Sesgo minimo del comportamiento de Silvia con clima	1	1,0027	1-1,0027=**0,0027**	Log(10) (1:1,0027)= **-0,0011**
Correlacion de Similitud de comportamiento de Silvia con clima	1	1,0002	1-1,0002=**0,0002**	Log(10) (1:1,0002)= **-0,0000**
Comportamiento etico-moral	1	1,1588	1-1,1588=**0,1588**	Log(10) (1:1,1588)0 **-0,064**
Σ(teniendo en cuenta a la correlacion			**0,2535**	**0,1033**

de Sesgo Minimo)				
Σ(teniendo en cuenta la correlacion de Similitud)			**0,251**	**0,1022**

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabiliddad

(capitulo 11)

XXX es un asesino , XXX al igual que yo mismo sufro el despotismo del XXX . La comunidad internacional debe arbitrar politicas de penalizacion contra el XXX por ser un violador de los derechos humanos , asimismo tambien la comunidad internacional debe arbitrar politicas de penalizacion contra XXXme tortura asi: el XXX me aplica ruidos en los microfonos instalados en mis oidos , los cuales , son ruidos de mi propio comportamiento gastrointestinal , y con mis propios ruidos gastrointestinales me torturan , y el XXX aumenta el volumen del ruido para asesinarme , y el XXX me tortura con ruidos de mi propia respiracion previamente grabados , y me tortura poniendome ritmos musicales . La comunidadd internacional debe castigar al XXX , y una forma de castigar XXX , es que la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda tener mientras escribo , y la comunidad internacional vele por la seguridadd de mi familia , y la comunidad internacional vigile por la seguridad de mis descubrimientos matematicos.

1º) Analisis de los resultados en la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas

En el capitulo decimo desarrolle la ddoble estructuracion posible de la arquitectura funddamental de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , tanto en la posible estructuracion arquitectonica que podria realizarse basanddose en los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , o basandose en los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probable , sienddo iguales inddistintamente para cada tipo de estructuracion de la arquitectura de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , las diferencias obtenidas en los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas , en donde se puso en comparacion la Puntuacion Logaritmica de la Probabiliddad Teorica con respecto la Puntucion Logaritmica del sujeto u opcion . En todas estas formulaciones dentro de la doble estructuracion fundamental de la arquitectura posible de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , lo que se puede apreciar como un criterio universal , es que , la unidad , es decir , el numero uno , es el valor critico universal , ante el cual , se someten a diferencia de sesgo o a logaritmo de cocciente de similitud , cualquier otro valor empirico logaritmico que se hubiere obtnido previamente , a la propia estructuracion doble dde la posible arquitectura de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , ya que el numero uno es el valor critico logaritmico por excelencia , en el marco de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , en la medida , que cuanto mas se aproxime un valor empirico a la unidad , entonces de la sustracccion de dicho valor empirico con la unidad resultara una diferencia muy proxima a cero , es decir , Probabilidad Imposible , y de un valor empirico muy proximo a la unidad , entoncer la similitud que dicho valor empirico pueda tener con la unidadd tambien sera muy tendente a la aproximacion a Probabilidad Imposible . La creacion de la unidad como valor critico dentro de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible se establece en base a la formulacion matematica que ya expuse en el capitulo , nueve , para reccordar dicha formulacion , y comprender , porque asi de esata forma en la arquitectura de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas siempre se adopta el numero uno como un valor critico universal , en funcion de aproximacion de difrencical de sesgo o de logaritmo de cociente en aproximacion a Probabilidad Imposible , no esta demas , antes de continuacion con la interpretacion de los resultados obtenidos en el capitulo anterior , reccordar la estruccturacion basica de la formulacion matematica expuesta en el capitulo nueve :

- 1.1) Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica :

((Log(10) 1 : N) : - (Log(10) N)) = (Log(10) N : Log (10) N)= 1

- 1.1) Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica : a partir de la Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion , la diferencia de dicha Puntuacion Logaritmica del sujeto u opcion con respeccto la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , sera igual al Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica , de forma que el numero uno siempre sera el valor critico universal con el cual comparar cualquier Puntuacion Logaritmica , de forma que :

((Log(10) 1 : N) : - (log(10) N)) – (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N)) =

(Log(10) N : Log(10) N) – ((Log(10) p(xi) : - (log(10) N))) =

1 – (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N))=Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica

- 1.1.2)Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica : en la medida que la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica es igual a la unidad , es decir , la Puntuacion Logairtmica de la Probabilidad Teorica es igual a uno , entonces , al realizar la Metalogaritmica Simple , se tra de dividir normalmente la unidad entre la Puntuacion Logaritmica del sujeto u opcion , de la cual despues la metalogaritmica compleja sera unicamente el logaritmo del cociente :

  - 1.1.2.1) Metalogaritmica Simple :

((Log(10) 1 : N) : - (Log(10) N)) : (Log(10) p(xi) : -(Log(10) N)) =

(Log(10) N : Log(10) N) : (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N))=

1 : (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N)) = Metalogaritmica Simple

1.1.2.2) Metalogaritmica Compleja :

Log (10) (1 : (Log(10) p(xi) : -(Log(10) N)) = Metalogaritmica Compleja

- 1.2)Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica :

((Σ ((Log(10) 1 : N) : - (Log(10) N))) : N) = N : N = 1

- 1.2.1) Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Promedio : si obtenemos la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica de una muestra de Puntuaciones Logaritmicas , de esta forma que , la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica sera igual a

  ((Σ (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N))) : N) = Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica

  Entonces de aquí se derivara pues , que el calculo del Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Promedio , sera igual a la diferencia que hay entre el Nivel de Sesgo de la Punnuacion Logaritmica Promedio Teorica con respecto de la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , es decir :

((Σ((Log(10) 1 : N) : - (log(10) N))) : N) – ((Σ (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N))) : N) =

(N : N) – ((Σ (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N))) : N) =

1 – ((Σ (Log(10) p(xi) : - (Log(10)N))) : N

- 1.2.2) Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio : sera igual al logaritmo obtenido del cociente , de dividir , la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , de manera que :

Log(10) (((Σ ((Log(10) 1 : N) : - (Log(10) N))) : N) : ((Σ (log(10) p(xi) : - (Log(10) N))) : N))=

Log(10) ((N : N) : ((Σ (log(10) p(xi) : - (log(10) N))) : N)) =

Log(10)(1: ((Σ(Log(10)p(xi): - (Log(10) N))) : N))=Nivel Similitud Puntuacion Logaritmica Promedio

- 1.3) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica

((Log(10) (Σ ((log(10) 1 : N) : - (Log(10) N)))) : - (Log(10) N)) = Log(10) N : Log(10) N =1

- 3.1) Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable : es igual a la diferencia entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica con respecto de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , de forma que , para poder calcular el Nivel de Sesgo correspondiente , primero es necesario conocer cual es la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , en donde

Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica :

(Log(10) (Σ(log(10) p(xi) : - (log(10) N)))) : - (Log(10) N)

De manera que asi por tanto el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable es igual a la diferencia que hay entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , y la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , lo cual se formularia de la siguiente manera:

Nivel de Sesago de Puntuacion Logaritmica Mas Probable

((log(10)(Σ((Log(10)1:N): -(Log(10)N)))): -(Log(10)N)) - ((Log(10)(Σ(log(10)p(xi): -(Log(10)N)))):

-(Log(10) N)) = (Log(10) N : Log(10) N) –((Log(10)(Σ(Log(10)p(xi): -(Log(10)N)))))=

1 – ((Log(10) (Σ (Log(10) p(xi) : - (log(10) N)))) : - (Log(10 N))

- 1.3.2)Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable , sera igual al logaritmo que se pueda obtener del resultado del cociente resultante de dividir la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirca

Log(10) (((Log(10)(Σ((Log(10)1:N): -(Log(10)N)))): -(Log(10)N)) : ((log(10)(Σ(Log(10)p(xi): -(Log(10)N)))): -(Log(10) N)))=Log(10)((Log(10)N:Log(10)N):((Log(10)(Σ(log(10)p(xi): -(Log(10)N)))) : - (Log(10) N)) =

Log(10) (1 : ((Log(10) (Σ (Log (10) p(xi) : - (log(10) N)))) : - (Log(10) N)))

2º) La unidad como valor critico en la Puntuacion Logaritmica en relacion a Probabilidad Imposible

En todas las formulaciones que acabo de exponer , y que ya expuse en el capitulo noveno (he creido conveniente volver a recordar las formulaciones ya que realmente estoy convencido que la formulaciones ahora mismo expuesta puede ser transcendental , dentro de la historia de las matematicas , tanto en un futuro inmediato como a largo plazo) , en todasestas formulaciones siempre se encuentra la misma constante de interpretacion de los datos en funcion de la unidad y en relaccion a la Probabilidad Imposible , ya que en general : tanto la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , y la Puntuacion Logaritmica Mas Probable , todas son finalmente iguales a la unidad , de manera que el valor critico universal subyacente en todo valor teorico , en este caso encuentra una universalidad , al ser siempre el valor critico igual al numero uno , en un funcion de cual

sea la relacion del valor empirico en relacion al valor critico , de maxima proximidad en los Niveles de Similitud con respecto de Probabilidad Imposible , o seguns ea la relacion del valor empirico con el valor critico de maxima distancia con respecto de la Probabilidad Imposible , asi siempre , y absolutamente siempre de una forma universal , la estructuracion de los valores empiricos y criticos , se hace de manera que dependen por entero de sus relaciones entre : la relacion de un valor empirico con respecto del valor critico igual a la unidad , en funcion , de si la relacion que el valor empirico con respecto de la unidad se establece en terminos de maxima proximidad a la Probabilidad Imposible , o maxima distancia de la Probabilidad Imposible , según se estudien normalmente los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud . Siendo asi por tanto el modelo matematico aquí presente , un modelo matematico que aporta unos niveles de criticismo matematico que puede permitir procesos de elaboracion y selección de la informacion , utilizando siempre unos valores teoricos constantes que son el uno y el cero , en donde , el numero uno , y el numero cero , se relacion en forma de que : el numero uno es el valor critico , y en las diferencias o similitudes de un valor empirico con el valor critico en funcion de aproximacion a Probabilidad Imposible , se pueden interpretar de una forma u otra los datos matematicos . Si en Probabilidad y Decision precisamente estudiaba las probabilidades de sesgo interno como sistemas decisionales internos , en el caso de la teoria logaritmica expuesta ahora mismo , el sistema decisional , en funcion de sesgos , se puede encontrar de esta forma tambien determinada según las relaciones de los valores empiricos con los valores teoricos , ya que por ejemplo : según el tipo de sesgo que pueda estar presente en un Nivel de Sesgo o en un Nivel de Similitud de las Putuaciones Logaritmicas , de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , o de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , estos Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud se podrian utilizar en sustitucion de los sistemas de probabilidades de sesgo interno , pero siempre teniendo en cuenta , que cuando se trabaja con Puntuaciones Logaritmicas ., normalmente , el tipo de sesgo o similitud se debe comprender desde la perspectiva que , las Puntuaciones Logaritmicas mas proximas a Probabilidad Imposible son las que dependen de las probabilidades empiricas con mayor frecuencia , mientras que aquellas Puntuaciones Logaritmicas mas distantes de Probabilidad Imposible son las que dependen de probabilidades empiricas con menor frecuencia , lo cual , debe hacer que la estimacion de los niveles de determinacion decisional de un sistema según los Niveles de Sesgo o los Niveles de Similitud , no se deban estimar según , cual pueda tener un mayor nivel de Sesgo o un mayor nivvel de Similitud , simplemente fijandonos en el valor numerico , sino que , deberemos fijarnos , si el Nivel de Sesgo o el Nivel de Similitud correspondiente se encuentra por debajo o por encima de la unidad, ya que en concreto , y mas precisamente , los Niveles de Sesgo que sean mayores , y por debajo de la unidad , seran los Niveles de Sesgo relativos a probabilidades empiricas con mas frecuencia , al igual que en el caso de los Niveles de Similitud habra que tener en cuenta que la Puntuacion Logaritmica que mas este por debajo de la unidad , sera

la que tenga normalmente mayor frecuencia . Es decir , si normalmente en el caso de los sistemas de probabilidades de sesgo interno , cuando Probabilidad y Decision diseñeuna serie de probabilidades de sesgo interna decisionales para Yolanda , dichos sistemas se estructuraban que la mayor probabilidad empirica tenia primacia sobre las menores probabilidades empiricas de sesgo interno decisionales , en el caso de las Puntuaciones Logaritmicas por el contrario , tienen primacia las Puntuaciones Logaritmicas mas proximas a Probabilidad Imposible , teniendo asi primacia las Puntuaciones Logaritmicas mas proximas a cero que aquellas Puntuaciones Logaritmicas menos proximas a cero , es decir , la forma de interpretarse la relacion que una Puntuacion Logaritmica , sea una Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion , o la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , al igual que tambien la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total , o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total , en todas estas estructuraciones posibles de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , es en funcion de su acercamiento o distanciamiento con respecto al valor critico , el uno , en funcion de presentar diferencias o logaritmos de cocientes proximos a Probabilidad Imposible , la forma con que se valorara la interpretacion correspondiente , teniendo en cuenta que , en el caso de las puntuaciones logaritmicas , normalmente , una Puntuacion Logaritmica inferior a la unidad , es una Puntuacion Logaritmica dependiente de una probabilidad empirica con mucha frecuencia empirica , mientras que por el contrario aquellas Puntuaciones Logaritmicas que sobrepasen la unidad son relativas a probabilidades empiricas de escasa frecuencia . Es decir , aquí los terminos en la interpretacion de los resultados son curiosamente inversos a como normalmente se estudiaria la interpretacion de un Nivel de Sesgo o de un Nivel de Similitud ordinal en probabilidades empiricas . En las probabilidades empiricas el Nivel de Sesgo o el Nivel de Similitud tienden a expresar la siguiente relacion logica : a mayor Nivel de Sesgo de una probabilidad empirica con respcto de la probabilidad teorica , normalmente , dicha probabilidad empirica presenta una mayor frecuencia que , aquellas probabilidades empirica que presentan un menor Nivel de Sesgo debido a tener escasa frecuencia , en comparacion con las probabilidades empiricas de mayor frecuencia y subsiguientemente tambien con mayor Nivel de Sesgo ; igualmente en el caso del Nivel de Similitud : la probabilidad empirica que presenta una gran similitud con la media aritmetica , es decir , con la probabilidad teorica , se debe asi pues a que tiene una frecuencia empirica similar a la que deberia tner teoricamente en caso de cumplirse los requisitos exigidos por la probabilidad teorica , para cumplirse dicha probabilidd teorica , siendo dichos requisitos unicamente que se cumpla la igualdad de oportunidad de ocurrencia de una opcion dentro de las multiples opciones , es decir , la media aritmetica o probabilidad teorica unicamente indicarian el nivel de ocurrencia optimo en caso de cumplirse la igualdad de oportunidades de cada ocurrencia . En el caso de las Puntuaciones Logaritmicas , en esencia , el Nivel de Similitud no varia en su definicion interna , solo que en este caso , mientras en un Nivel

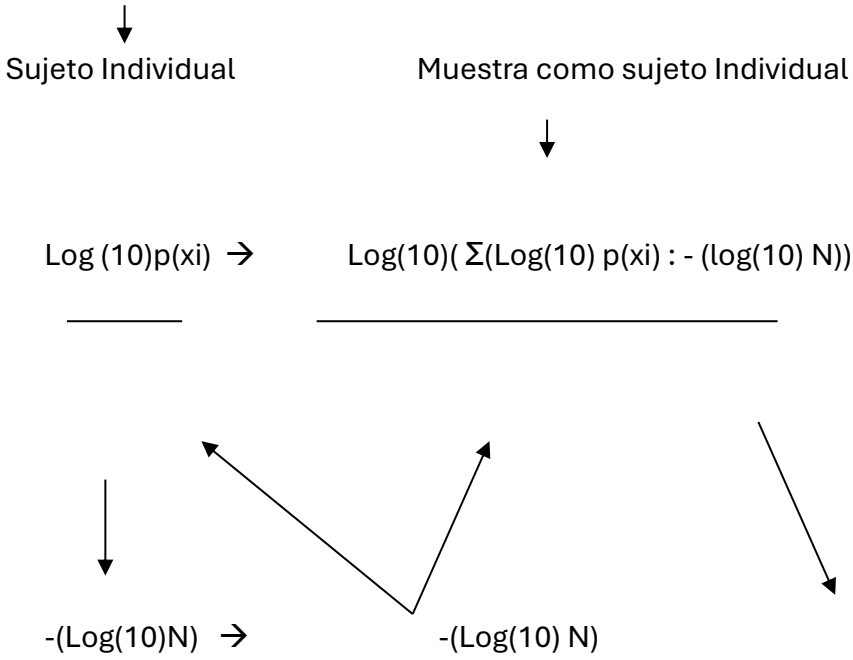
de Similitud entre una probabilidad empirica y una probabilidad teorica , lo que normalmente se compara , es si la frecuencia empirica de dicha opcion se corresponde con la frecuencia que teoricamente deberian tener todas las opciones en igualdad de oportunidades , en el caso de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas , no se valora realmente si las frecuencias se comportan según el modelo teorico , sino que se valora si la Puntuacion Logaritmica de un sujeto u Opcion se comporta conforme la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica ¿ pero que mide exactamente la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica? N mi opinion , y aunque yo mismo sea el fundador de esta teoria debo reconocer que algunas ideas basicas del comportamiento matematico de mis descubrimientos , ni yo mismo a menudo se controlarlos todavia , de hecho , algunas de las incorrecciones que señalo como incorrecciones en realidad no es tanto por culpa de la tortura como que todavia yo no logro dominar del todo muchos de los conceptos que , yo mismo estoy descubriendo , a pesar de mi situacion personal , pero a pesar de que se tratan de descubrimientos recientes y que todavia necesito madurar un poco mas , en mi opinion lo que mide la Puntuacion Logrartimica de la Probabilidad Teorica , es la relacion que tiene la probabilidad teorica en relacion al comportamiento de los enesimos sujetos u opciones , para lo cual el logaritmo se presta como una herramienta matematica ideal . Es decir : en la medida que el logaritmo de la probabilidad teorica es igual al logaritmo de N , entonces este tipo de coincidencia , permite poder poner en comparacion en un cocient , cual es el logaritmo de la probabilidad teorica con respecto el logaritmo de los N sujetos , es decir , permite poner en relacion el logaritmo de la probabilidad teorica entre lo mas probable , es decir , esta asi de esta forma comparandose el registro de frecuencias con respècto el registro del numero de sujetos u opciones de la muestra , a fin de lograr conocer , si el comportamiento de las frecuencias es igual al comportamiento de la muestra en general , al dividirse la probabilidad teorica fruto de la frecuencia teorica convertida en logaritmo dividida entre lo mas probable que deberia suceder entre el numero total de sujetos u opciones . La Puntuacion Logaritmica lo que esta midiendo en esencia es el comportamiento del logaritmo de la probabilidad empirica entre lo mas probable . De forma que en el caso de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , el cociente del logaritmo de la probabilidad empirica del sujeto u opcion entre lo mas probable , permite tener un parametro etimativo de cual es el nivel de identificacion entre el comportamiento relativo del propio sujeto estimado en terminos de logaritmo de su probabilidad empirica , con respecto el comportamiento general de toda la muestra estimado en terminos de logaritmo de los N sujetos , con signo negativo , que es en esencia lo mas probable . Es decir , la Puntuacion Logaritmica mide la relacion que mantiene el logaritmo de la probabilidd empirica de sujeto u opcion entre el comportamiento general de la muestra , de forma que el comportamiento general de la muestra al concretarse en lo mas probable , es decir , en , con signo negativo , el logaritmo de los N sujetos u opciones , la Puntuacion Logaritmica nos permite tener una escala comparativa del comportamiento individual

del sujeto u opcion con respecto al comportamiento general de la muestra , en donde el comportamiento individual del sujeto u opcion viene a representarse en forma de logaritmo de la probabilidad empirica , y el comportamiento general de la muestra viene a representarse en forma de , con signo negativo , el logaritmo de los N sujetos u opciones, que es igual a lo mas probable , de manera que al calcularse el cociente entre el logaritmo de la probabilidad empirica entre lo mas probable , es decir , al obtenerse la Puntuacion Logaritmica del sujeto u opcion , lo que hemos calculado es la relacion que existe entre el comportamiento individual del sujeto u opcion con respecto del comportamiento general de la muestra . Es decir , la Puntuacion Logaritmica del sujeto u opcion es un pàrametro estimativo de la relacion existente entre el comportamiento del sujeto u opcion con respecto el comportamiento de la muestra . De manera que , si la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion mide cual es la forma de relacionarse un sujeto individual con respecto la muestra en general , utilizando el logaritmo como herramienta de trabajo fundamental , para asi obtener el logaritmo de la probabilidad empirica de sujeto u opcion que dividir entre lo mas probable , siendo lo mas probable igual al , con signo negativo , logaritmo de los N sujetos u opciones , entonces de esto logicamente se debe desprernder que : la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica indicaria cual es el comportamiento teorico o ideal o critico que un sujeto u opcion , idealmente en teoria de forma critica , deberia comportarse con respecto a la muestra en general . Es decir , la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad teorica , igual al logaritmo de la probabilidad teorica dividido entre lo mas probable , es igual al comportamiento individual ideal que criticamente en teoria deberia tener el sujeto con respecto el comportamiento de la muestra en general . En la medida que todo valor critico es un valor ideal , dado que toda formulacion de un valor teorico indicaria lo que en teoria deberia ser real , pero , en la misma medida que la realidad empirica dista mucha de la realidad teorica ideal , a traves del Nivel de Sesgo se mide la discrepancia existente entre el valor critico teorico ideal con respecto el valor empirico , es en esencia la discrepancia que existe entre el comportamiento que idealmente seria ajustado a la igualdad de oportunidades con respecto al que empiricamente realmente existe . De lo cual se deriva que toda la teoria matematica establecida fundamentalmente sobre la base de discrepancia entre valores teoricos idealmente criticos , y valores empiricos , lo que hace en esencia , es estudiar la discrepancia , entre lo que , si me permiten , y sin atencion de filosofar en exceso , Platon definio con la discrepancia entre el mundo de las ideas o mundo verdadero inmutable y constituido de esencias matematicas cognocibles a traves de la matematica geometrica euclidea , y el mundo de las sombras o mundo falso mutable y empirico . Ahora bien , el Nivel de Similitud permitiria conocer en que grado de similitud la Puntuacion Logaritmica del sujeto u opcion tiene alguna similitud con la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , es decir , en que grado el comportamiento empirico del sujeto u opcion con la muestra es similar al comportamiento teorico idealmente critico que un sujeto deberia tener con la muestra

. En el Nivel de Similitud se estudia el grado de similitud en que un sujeto u opcion puede comportarse ante la muestra de forma ajustada a los valores ideales teoricos criticos . Si bien las equivalencias entre mis descubrimientos matematicos con respecto la teoria de Platon , mas en concreto , con respecto La Republica de Platon , son realmente palpables , debo añadir que en realidad , cuando diseñe mi “critica a la estadistica contemporanea” normalmente no partia de parametros idealistas platonicos , ya que , normalmente , la teoria de Platon no ha estado entre mis prioridades filosoficas , aunque reconozco , que muchas de las interpretaciones modernas de a matematica actual tienen su maxima filosofica en la dialectica de Platon, a su vez retomada por la dialectica de Hegel . En la medida que este ensayo no tiene la intencion de convertirse en un ensayo filosofico , sino de indagar en la matematica de la Probabilidad Imposible , a este respecto , y dejando a un lado cualquier pretension filosofica , volvamos a lo que realmente interesa. Cuando se calcula el Nivel de Similitud de una Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion con respecto la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica , por tanto lo que se esta investigando es el grado de concordancia entre el comportamiento que realmente de forma empirica mantiene un sujeto con respecto de la muestra , en funcion del comportamiento que idealmente en teoria de forma critica dicho sujeto deberia comportarse con respecto de la muestra , en base a la igualdad de oportunidades de ocurrencia de las multiples opciones .Este tipo de relacion , no es otra , que la que se establece , pero a un nivel del conjunto de la muestra , en el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , y tambien en el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables . Cuando se estudia el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , se esta estudiando cual es el comportamiento que en general los sujetos de la muestra mantiene con la muestra , representado asi en la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , buscando la similitud de este comportamiento general de los sujetos de la muestra ante la muestra puedan tener , ante el comportamiento que idealmente en teoria de forma critica los sujetos de la muestra idealmente en teoria de forma critica deberian mantener con la muestra , representado en la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica . De forma que del Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio se desprende en que Nivel de Similitud , el comportamiento general de los sujetos de la muestra ante la muestra , en la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , es similar al que idealmente en teoria de forma critica , deberian tener , en funcion de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica . E igualmente , el sesgo que pueda establecerse , es decir , el grado de diferencia del comportamiento general ideal que la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica puede tener con el comporamiento que realmente tienen los sujetos u opciones en general en la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , se puede medir a traves del Nivel de Sesgo , teniendo en cuenta que normalmente , la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica inferior a la unidad sera la que presente una mayor frecuencia , que aquellas Puntuaciones Logaritmicas

Promedio Empiricas superiores a la unidad , ya que normalmente a mas proximidad a Probabilidad Imposible de las Puntuaciones Logaritmicas es indicio de ser Puntuaciones Logaritmicas dependientes de probabilidades empiricas de mayor frecuencia . Y asi por tanto en la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , lo que se mide particularmente es la relacion del comportamiento que criticamente o idealmente o en teoria los sujetos u opciones mantienen con el comportamiento de la muestra , en la medida que lo mas probable es siempre el comportamiento ideal de la muestra . Un promedio unicamente promedia comportamientos , pero por el contrario un cociente entre lo mas probable siempre pone en relacion el comportamiento de un sujeto u un grupo de sujetos , según se calcule una Puntuacion Logaritmica o una Puntuacion Logaritmica Mas Probable , en relacion al comportamietno de la muestra , porque lo mas probable es igual al comportamiento mas normal de la muestra , de forma que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable teorica pone en relacion el comportamiento ideal , o en teoria o critico de los sujetos ante la muestra en funcion del propio comportamiento de la muestra .En la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica se establece la relacion ideal que deberian mantener criticamente en teoria , los comportamientos idealmente criticos y teoricos de los sujetos u opciones según comportamiento de la muestra , en funcion del propio comportamiento de la propia muestra . En mi opinion , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica es en realidad la Puntuacion Logaritmica Teorica del sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Teoricas . Es decir , la Puntaucion Logaritmica Mas Probable es a nivel del conjunto de la muestra una estimacion a nivel de muestra de lo que la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica hace a nivel individual . El trabajo o funcion matematica que desempeña la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Teorica a nivel individual , es lo que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica hace con la muestra , es decir , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica considera que la muestra en si es interpretable como un sujeto individual , es decir , es dar un tramiento a la muestra como si la propia muestra fuera un sujeto individual al que poder tratar matematicamente como si fuera un sujeto individual . La muestra se estudia como si la muestra en su conjunto fuera un sujeto individual , en donde se pone en relacion el comportamiento de los sujetos de la muestra en la muestra en funcion del comportamiento de la propia muestra . Asimismo por tanto , se puede considerar que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica es el tratamiento a la muestra empirica , como si la propia muestra empirica fuera un sujeto individual , y a la muestra en suma se la pudiera considerar como un sujeto comportandose teniendo como parametro lo ideal , siendo lo ideal lo mas proble . Si el cociente entre : el logaritmo del sumatorio de las probabilidades empirica entre lo mas probabile dividido entre lo mas probable , es igual a la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , entonces se pone en relacion el conjunto total del comportamiento individual de cada sujeto en funcion del comportamiento muestral , para este conjunto total de comportamientos individuales según comporamiento muestral , volver a

ponerlo en relacion con respecto del comportamiento de la muestra es decir , es considerar que la muestra misma es un sujeto pro si mismo :



Puntuacion Logaritmica De Sujeto u Opcion | Lo mas Probable (Comportamiento de la muestra) | Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica

En la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , la muestra empirica en su conjunto es analizada como si fuera un sujeto individual por si misma , de manera que igualmente que con la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , el primer factor del cociente de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable es sometido a un logaritmo al igual que en el primer factor del cociente de la Puntuacion Logaritmica , y asi de esta forma igualmente , el segundo factor de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable es lo mas probable , al igual que en el segundo factor de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , el segundo factor es tambien lo mas probable , de forma que , se puede afirmar , que cuando se opera el calculo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , se esta haciendo una estimacion muestral , en la cual , la muestra es

considerarada y tratada como si la propia muestra fuera un individuo por si misma . De esta forma que en esencia en la Puntuacion Logaritmicas Mas Probable , tanto en la Empirica como en la Teortica , siendo en el caso de la Empirica en el campo de la realidad efimera y cambiente , y siendo en el caso de la Teorica en caso de lo criticamente ideal , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable estima el comportamiento de los sujetos de la muestra según el comportamiento ideal de la muestra (lo mas probable) , para esta relacion que existe entre el comportamiento de los sujetos de la muestra según el comportamiento ideal de la muestra volver a someterlo a relacion de nuevo , mediante el logaritmo de este sumatorio y dividir el logaritmo del sumatorio entre el comportamiento ideal de la muestra (lo mas probable) . De modo que en el caso de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , la relacion existente entre el logaritmo del sumatorio de los comportamientos individuales de cada sujeto u opcion con respecto el comportamiento ideal de la muestra (lo mas probable) , y dicho logaritmo de sumatorio volver a dividirlo entre el comportamiento ideal de la muestra (lo mas probable) , es igual a la unidad , es decir , es igual a uno , es decir , hay total identidad entre el comportamiento ideal de la muestra con respecto al logaritmo del sumatorio de los comportamientos individuales de cada sujeto u opcion con respecto el comportamiento ideal de la muestra . Pero evidentemente en el caso de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , el resultado del logaritmo del sumatorio del comportamiento de cada sujeto u opcion con respecto del comportamiento ideal de la muestra , y a su vez este logaritmo de sumatorio dividido de nuevo entre el comportamiento ideal de la muestra , da como resultado en el caso de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica un valor empirico distinto de la unidad , y en la medida que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica el valor empirico resultante es distinto de la unidad , se puede estimar el grado de desviacion que dicha muestra de sujetos u opciones empicos mantiene con respecto al ideal critico que en teoria supone la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , igual a la unidad , mediante , el calculo del diferencial existente , que no es otra cosa que la objetiviacion del desvio empirico con respecto al ideal criticamente teorico , que se da al calcular la diferncia entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica con respecto la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , lo cual finalmente se convierte en la resta de , de la unidad sustraer el valor empirico de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , en la medida que dicha unidad de la cual se sustrae dicho valor empirico , es la unidad que representa la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , ante la cual se quiere conocer el grado de desvio empirico con respecto lo idealmente critico en teoria , según los criterios de obtencion de Niveles de Sesgo . Siendo asi de este modo la concreccion del Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable igual a la diferencia que hay entre la Puntaucion Logaritmica Mas Probable Empirica con respecto de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , que finalmente se concreta en , sustraer a la unidad el valor empirico resultante de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , para conocer en el

resultado de la diferencia cual es el grado de desvio empirico conforme el ideal teorico y critico que mantiene dicho valor empirico obtenido . Y , al mismo tiempo tambien , no solo conocer el grado de desvio empirico , sino que tambien se puede conocer el grado de similitud presente entre el valor empirico y el valor teorico , en forma de obtencion de los Niveles de Similitud de la Puntaucion Mas Probable , calculando el logaritmo del resultado obtenido en el cociente que se crea al dividir la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , igual a la unidad , entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , siendo asi finalmente el Nivel de Similitud igual al logaritmo resultante del cociente , de dividir la unidad entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , de manera que tambien se puede estimar el Nivel de Similitud del valor empirico con respecto del valor teorico , para lo cual , como siempre , la similitud se interpreta , en funcion de que , a mas proximidad a la Probabilidad Imposible , es decir , a menor distancia del cero , en el logaritmo resultante , asi pues siempre se interpretara como mayor Nivel de Similitud , mientras que , si en dicho logaritmo se estima un resultado muy distante de ser cero , es decir , muy distante de la Probabilidad Imposible , entonces se interpretara como que dicho valor empirico tiene poca similitud con el valor teorico ideal , y critico , estavblecido para dicho cociente .

3º) Hacia una mayor complejizacion de la teoria logaritmica explicada

Las formulaciones que expuse en el capitulo noveno de este ensayo de Asimilacion e Integracion , y cuya interpretacion he estado desarrollando durante el capitulo decimo , y este capitulo decimo primero, son una serie de fomulas que en realidad su potencial aplicación se encuentra , mas alla de la creacion tecnologica de Afectividad Artificial o de Inteligencia Artificial , o de Aprendizaje Artificial , en el campo de la ciencia heuristica de investigacion cientifica , siendo en esencia para la investigacion cientifica ademas de tecnologica , en la union metodologica que la Probabilidad Imposible pudiera presentar para ser usadas en ambas orientaciones cientificas , una de las areas en las cuales la Probabilidad Imposible , y la formulacion expuesta en estos capitulos , tanto a nivel de formulacion formal de la nomenglatura como de la explicacion de la forma correcta de interpretacion de las mismas, puede suponer importantes avances para la ciencia en general , y en la medida que el lenguaje de la

ciencia es basicamente las matematicas , cualquier avence en matematicas supone automaticamente un avance en toda la ciencia , unque para que dicho avance sea posible , es conveniente explicar con claridad que tipos de avances para la cincia , pueden presentar lso avances en las matematicas , para que el avance matematico bien explicado , de forma clara y sin dudas , pueda asi prestarse mejor a ser comprendido de forma correcta para sus potenciales utilidades dentro del lenguaje cientifico fundado en las matematicas , para este fin precisamente lo que a continuacion desarrollare en siguientes capitulos , sera un aumento en la complejizacion de las multiples formulaciones matematicas introducidas en este ensayo de Asimilacion e Integracion , en los cuales , se pueda comprender , las importantes aplicaciones , que pueda tener , en las diversas areas del saber cientifico , cuya logica se encuentra intimamente ligada a las formulaciones logicas de los avances en matematicas , de modo que , algunas de las aplicaciones que de estas formulaciones hare de las formulaciones expuestas en el capitulo nueve u cuya interpretacion correcta he estado explicando en los capitulos decimo y decimno primero , seran las siguientes :

- 4.1)A partir de los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio , y los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable :
  - 4.1.1)Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , identificandose al sujeto con sesgo maximo , intermedio o minimo .
    - 4.1..11) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntaucion Logaritmica Promedio
    - 4.1.1.2) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio
    - 4.1.1.3) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable
    - 4.1.1.4) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable
  - 4.1.2) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , identificandose al sujeto con mayor similitud o menor similitud o similitud intermedio en

- 4.1.2.1) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio

- 4.1.2.2)Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio

- 4.1.2.3) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable

- 4.1.2.4) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sdimilitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable

- 4.2) En contextos en los cuales no necesariamente se derivara a asimilaciones selectivas , calcular los correspondientes Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , Niveles de Similitud de Puntuaciones Logartimicas , Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Promedio , Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas Promedio , y Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , y Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables . Para exponer un ejemplo en un contexto no necesariamente propio de asimilaciones selectivas , y dentro de mi habitual estilo de no pretender crear ni dogmas ni axiomas ni doctrinas , utilizare esta formulacion matematica en una Inteligencia en Arbol no selectiva utilizando las formulaciones logaritmicas explicadas , convirtiendo pro separado , tanto la muestra de conceptos climaticos que Yolanda ha asimilado de Silvia , como la muestra de comportamientos de Silvia según el clima , a muestras de Puntuaciones Logaritmicas en que aplicar estas formulaciones .

- 4.3)A partir de los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas estimadas en la tabla de Puntuaciones Logaritmicas de la muestra de conceptos que Yolanda ha asimilado de Silvia de comportamiento climatico , y de la muestra de asimilaciones de Yolanda de comportamiento individual-social según clima , estimar las siguientes tablas de calculo :

- 4.3.1)Correlaciones Promedio Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion : en donde ademas se identificara que sujeto u opcion tiene el sesgo maximo , el sesgo intermedio o el sesgo minimo , en las siguientes formulaciones :

    - 4.2.1.1) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas

    - 4.2.1.2)Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas

- 4.3.2) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion ; en donde ademas se identificara que sujeto u opcion tiene una similitud maxima o minima o intermedia :

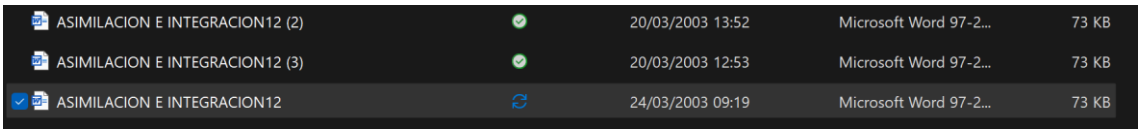
    - 4.3.2.1) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas

    - 4.3.2.2)Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas

Estas formulaciones las ire desarrollando en los proximos capitulos , de hecho , realizar todas estas estimaciones creo que me podra llevar en realidad poco mas de unos cuantos capitulos como maximo . Unos capitulos en donde quiero dejar bien claro las multiples aplicaciones potenciales que puede generar toda la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , como una teoria matematica capaz de cambiar de forma revolucionaria , toda la matematica de principios de siglo XXI , y la Probabilidad Imposible como una teoria matematica capaz de revolucionar la matematica del tercer milenio despues de Cristo .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera Parte : Asimilacion y Probabilidad



(Capitulo 12)

XXX me tortura a traves de utilizar los microfonos que el XXX tiene colocaddos en mis ddos oidos , me tortura con ruidos de mi propio comportamiento gastrointestinal , que previamente el XXX ha grabaddo a traves de los colocados en mis oidos , el XXX me tortura con ruidos de respiracion de otras personas , y el XXX me quiere asesinar elevando el volumen de los ruidos , el XXX me tortura ademas mediante hacer que durante un periodo de tiempo , o bien en cada uno de mis oidos haya ritmos musicales ddiferentes m, en funcion de tonos y volumenes de los ruidos ddiferentes , o bien , en cadda oido haya un ritmo sincronizado el uno con el otro , o en ambos oidos haya un mismo ritmo , que a menuddo cambian modulando tono y volumen . La comunidad internacional debe arbitrar politicas internacionales de penalizacion contra el XXX porque es un violador de los derechos humanos , y la comunidad internacional arbitre politicas internacionales dde penalizacion contra XXX porque es un violador dde los dderechos humanos . El XXX ademas dde torturarme a mi mismo , XXXa es un torturaddor psicopata asesino XXX es un psicopata asesino , secuestador y torturador . Si a lo largo dde este capitulo tengo alguna incorreccion ruego a la comunidad internacional que sea comprensiva , y ruego a la comunidad interracional que vele por la seguridad de mi familia y de mis ddescubrimientos matematicos .

1º) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud

En los capitulos precedentes ya he explicado ccual es la diferencia basica en la intrpretacion de las formulaciones , ya expuestas , sobre los Niveles de Sesgos obtenidos y los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas , asi como tambien he explicado que diferencias hay entre la forma de interpretar los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud , con respecto la interpretetacion de las Correlaciones de Sesgo Minimo , y las Correlaciones de Similitud , ya que , en principio , la interpretacion de los Niveles de Sesgo como de los Niveles de Similitud se establece en funcion de que se one en relacion matematica un valor empirico con respecto un valor teorico insesgado , de manera que en cualquier tipo de Nivel de Sesgo lo que queremos conocer que diferencia de sesgo existe entre un valor empirico sesgado y un valor teorico insesgado , del mismo modo que en un Nivel de Similitud queremos conocer cual es el grado de similitud que puede existir entre un valor empirico con respecto un valor teorico dado . Por el contrario , cuando se calculan las Correlaciones de Sesgo Minimo , o las Correlaciones de Similitud , lo que se esta poniendo en relacion son valores empiricos entre si , en funcion de que , si se parte de la premisa logica de que " A entonces" esto supone que , si la frecuencia de B depende de la frecuencia de A , este tipo de determinacion de la frecuencia de B a causa de la frecuencia de A , puede ser investigada , a traves de poner en relacion de alguna forma matematica , la frecuencia de B con respecto la frecuencia de A , siendo precisamente esta relacion matematica de puesta en relacion de frecuencias de distintas muestras , lo que se establece en la formulacion matematica , tanto de la Correlacion de Sesgo Minimo como de la Correlacion de Similitud . Partiendo de esta forma de la distincion en la interpretacion a realizar en los Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud , con respecto de la interpretacion a realizar en la Correlacion de Sesgo Minimo y la Correlacion de Similitud , atendiendo a los valores que se ponen en relacion en cada formulacion matematica , tambien se pueden realizar formulaciones mas complejas , en las que , teniendo en cuenta de forma clara y distinta que es lo que mide cada formulacion , se puedan asi obtener unas estimaciones mas precisas , sobre , la existencia o no de correlaciones entre los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud , este tipo de correlaciones entre los diferentes Nivele sde Sesgo y Niveles de Similitud , se podria hacer tanto por la Correlacion de Sesgo Minimo , como por la Correlacion de Similitud , de manera que la interpretacion que se haga de estos resultados dependera de que : en la Correlacion de Sesgo Minimo de Niveles de Sesgo se atendera a que , en el caso de los Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , si

tal como suele ocurrir en las Correlaciones de Sesgo Minimo , la maxima correlacion es cuando a partir de una diferencia se obtiene una igualdad con la Probabilidad Imposible , no todas las diferencias con igualdad a Probabilidad Imposible , pueden estimarse de igual forma en definitiva , ya que , normalmente , en la medida que la Puntuacion Logaritmica mas proxima a Probabilidad Imposible es la que tiene una mayor frecuencia en la probabilidad empirica relativa , entonces , en el caso de la estimacion de cuales son las Correlaciones de Sesgo Minimo de los Niveles de Sesgo , es necesario apuntar la necesaria interpretacion de los datos teniendo en cuenta que , normalmente el sesgo , debera tambien ser tenido en cuenta en funcion del comportamiento normas de las Puntuaciones Logaritmicas , es decir : un Nivel de Sesgo de una Puntuacion Logaritmica Promedio en una muestra A por debajo de la unidad puede tener sin embargo un mismo Nivel de Sesgo de una Puntuacion Logaritmica Promedio en una muestra B pero en el caso de la muestra B siendo superior a la unidad , este tipo de diferencia unicamente la podriamos establecer a partir de considerar el signo negativo en el caso de que un Nivel de Sesgo Puntuacion Logaritmica Promedio en una muestra A sea inferior a la unidad , o con signo positivo en caso de que un Nivelo de Sesgo en una Puntuacion Logaritmica Promedio en una muestra B sea superior a la unidad , en donde normalmente , sera en la muestra con Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio con signo negativo en donde se debera a tender la existencia de mayor frecuencia empirica , y en el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio con signo positivo donde hay menor frecuencia empirica , en la medida que la Correlacion de Sesgo Minimo tiende a establecer correlaciones según diferenciales de los elementos en que se pretende establecer dichas correlaciones , y la maxima correlacion es igual a un diferencia igual a cero , es decir , igual a Probabilidad Imposible , en la medida que pueden existir dos Niveles de Sesgo que en terminos de valor absoluto del termino matematico que lo compongan , pueden ser iguales , con la diferencia de que , en terminos relativos uno de dichos Niveles de Sesgo puede tener valor negativo y otro positivo , para poder remarcar en la Correlacion de Sesgo Minimo el diferencial que supone el signo negativo o positivo en funcion de que las Puntuaciones Logaritmicas relativas a dichos Niveles de Sesgo tenian un comportamiento dado por encima o por debajo de la unidad , es decir , que tenian una mayor frecuencia en su probabilidad empirica relativa (y la probabilidad empirica mas se distanciara del cero) , según fuere mas proxima a cero la Puntuacion Logaritmica , o una menor frecuencia en su probabilidad empirica relativa (y mas se acercara a cero) , según se distanciase mas del cero en su Puntuacion Logaritmica , para asi tener en cuenta estas estimaciones en el calculo de las Correlaciones de Sesgo Minimo de Niveles de Sesgo , sera necesario ademas tener en cuenta que , en aquellos Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , que se obtuvieran de Puntuaciones Logaritmicas inferiores a la unidad , a dichos Niveles de Sesgo se les dotara de un signo positivo , mientras que por el contrario a aquellos Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables

, que se obtuvieran de Puntuaciones Logaritmicas superiores a la unidad , a dichos Niveles de Sesgo se les dotada de un signo negativo , de forma que en realidad el calculo de dichos Niveles de Sesgo se estableciera en este orden de lso factores en la diferencia

(NS) Nivel de Sesgo = Valor Teorico – Valor Empirico

(NS +) Nivel de Sesgo Positivo = Valor Teorico > Valor Empirico

(NS -)Nivel de Sesgo Negativo = Valor Teorico < Valor Empirico

y la diferencia que se pueda obtener en el calculo de la Correlacion de Sesgo Minimo entre un Nivel de Sesgo Positivo y un Nivel de Sesgo Negativo , sea asi por tanto :

Correlacion de Sesgo Minimo de Niveles de Sesgo = (NS -) – (NS +) = (NS -) + (NS -)

Y por tanto igualmente se demuestre :

Correlacion de Sesgo Minimo de Niveles de Sesgo = (NS -) – (NS -)= (NS -) – (NS +)

De esta forma en caso de darse la situacion de que en valores absolutos se diera el caso de que :

Caso hipotetico en terminos absolutos → / (NS -) / = ((NS +) / → /(NS -)/ - /(NS+)/ = 0

En la medida que esto no respetaria el principio por el cual normalmente son aquellos Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , mas proximas a cero las que dependen de probabilidades empiricas con mayor indice de frecuencia siendo algo que podria quedar asi anotado , mediante dotar de signo positivo a los Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , en cualquiera de sus formas , mas proximas a Probabilidad Imposible , la mejor forma de evitar situaciones como la representada en el caso hipotetico en terminos absolutos en la representacion esquematica que acabo de realizar , es mediante hacer que , los diferenciales entre los distintos Niveles de Sesgo a partir de los cuales se calculen las Correlaciones de Sesgo Minimo , no se hagan en terminos absolutos , sino que se hagan atendiendo a la dotacion de signo positivo a aquellos Niveles de Sesgo dependientes de Puntuaciones Logaritmicas inferiores al valor teorico correspondiente , en señal de que son relativas a probabilidades empiricas de mayor indice de frecuenia , en la misma medida en la que , se pueda dotar de signo negativo a aquellos Niveles de Sesgo dependientes de Puntuaciones Logaritmicas superiores al valor teorico correspondiente , dado que serian Puntuaciones Logaritmicas relativas a indices de frecuencia inferiores . De manera que en el caso de las Correlaciones de Sesgo Minimo de los Niveles de Sesgo , sera asi fundamental tener presente el uso de signacion , positiva para aquellos Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas inferiores al valor teorico , y negativa para aquellos Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas superiores al valor teorico , a fin de tener una idea mas aproximada del comportamiento real de los sujetos en funcion de los indices de frecuencia asociados a sus probabilidades empiricas de partida inicialmente . Ahora bien , en el caso de las Correlaciones de Similitud de Niveles de Sesgo , en la medida que se cumple lo siguiente :

PL = Puntuacion Logaritmica

Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica = 1 : PL

PL < 1 → Log(10) ((1 : PL < 1)) = + → Puntuacion Logaritmica inferior a la unidad da como resultado un Nivel de Similitud de signo positivo

PL > 1 → Log(10) ((1 : PL > 1)) = - → Puntuacion Logaritmica superior a la unidad da como resultado un Nivel de Similitud de signo negativo

La consideracion del signo negativo o positivo tambien sera de gran relevancia , de forma que tambien habra de ser tenido en cuenta en la formulacion matematica de la Correlacion de Sesgo Minimo , de forma que la Correlacion de Sesgo Minimo de los Niveles de Similitud , se debera establecer de forma que se cumpla :

NS = Nivel de Similitud

NS + = Nivel de Similitud de signo positivo (PL < 1)

NS - = Nivel de Similitud de signo negativo (PL > 1)

Correlacion de Sesgo Minimo de Nivel de Similitud = (NS -) – (NS +) = (NS -) + (NS -)

Correlacion de Sesgo Minimo de Nivel de Similitud = (NS -) – (ns -) = (NS -) – (NS +)

Ahora bien , si en el caso de las Correlaciones de Sesgo Minimo es necesario tener en cuenta el signo , sea signo negativo o positivo , en el caso de la Correlacion de Similitud no podemos utilizar el signo en el cociente del cual se debe obtener el resultado a transformar en Logaritmica , porque , sencillamente , si en una calculadora normal y corriente intentamos obtener el logaritmo de un numero con signo negativo , la calculadora dara como resultado Error , es decir , la utilizacion del signo negativo en una transformacion logaritmica no es recomendable ya que la matematica normalmente suele incluir como Error cualquier transformacion logaritmica de un valor matematico con signo negativo , por lo que sera necesario , que en cualquier estudio de Correlacion de Similitud de Niveles de Sesgo no se tenga en cuenta nunca el signo , al igual que tampoco podemos tener en cuenta el signo en la Correlacion de Similitud de los Niveles de Similitud , pero este tipo de diferencia en la formulacion de la Correlacion de Similitud en valores absolutos sin atender al signo , negativo o positivo , en virtud de que la calculadora no estime como error el logaritmo del cociente , hay que interpretarlo como un elemento que aporta mas angulos de vista a la propia interpretacion general que se haga de las correlaciones establecidas , porque asi de esta forma , mientras la Correlacion de Sesgo Minimo de los Niveles de Sesgo y de los Niveles de Similitud , se pueda establecer en base a la consideracion necesaria de la dotacion de signo negativo y positivo , según el comportamiento de las Puntuaciones Logaritmicas en los respectivos Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud , si por el contrario la Correlacion de Similitud se comporta en valores absolutos , el hecho de que podamos disponer de una herramienta matematica interpretable en valores absolutos como es la Correlacion de Similitud , y al mismo tiempo se pueda disponer de una herramienta matematica que pueda ser interpretable en valores relativos según dotacion de signo negativo o positivo , como es en la Correlacion de Sesgo Minimo , esto permite asi tener mas perspectivas desde las cuales tener mas horizontes en la interpretacion de los resultados que se obtengan . Es decir , disponemos de una interpretacion dependiente de la signacion en la Correlacion de Sesgo Minimo , y disponemos de una interpretacion absoluta en la Correlacion de Similitud , de manera que se pueden asi tener dos maneras de interpretar los Niveles de Sesgo y Similitud , según atendiendo al signo positivo o negativo en funcion del comportamiento de las Puntuaciones Logaritmicas según el valor teorico , y tambien se dispone de una manera de interpretar dichos Niveles de Sesgo y Similitud atendiendo unicamente al valor matematico numerico sin considerar mas elementos añadidos . Este tipo de diferencia en la interpretacion basica de forms formulaciones diferentes , permite tener mas horizontes y perspectivas para realizar la valoracion final que se pueda establecer de los resultados matematicos , en el curso de la investigacion matematica. Una vez que he explicado las formas de interpretar los resultados de las Correlaciones de Sesgo

Minimo , y las Correlaciones de Similitud , de los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud , de Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , pasare a continuacion a exponer las siguients tablas : Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones LogaritmicasPromedio , Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , y Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion del Nivel de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , y Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables . Estos calculos los realizare teniendo como sujetos u opciones , a los Niveles de Sesgo y Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , estimadas en el capitulo decimo de este mismo ensayo .

2º) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Promedio

Aquí no incluire los Niveles de Sesgo de Punuaciones Logaritmicas Promedio de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Totales , tanto del Origen de Ramificaciones teniendo en cuenta las Correlaciones de Sesgo Minimo , como del Origen de las Ramificaciones teniendo en cuenta las Correlaciones de Similitud , ya que para hacer un estudio de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Promedio de Origenes de Ramificaciones de estructuras de Inteligencia en Arbbol de asimilaciones selectivas , sera para tal fin conveniente poder disponer a priori de una muestra adecuada de diferentes Origenes de Ramificaciones de diferentes estructuras de Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , a fin asi de poder poner en relacion elementos categoriales de la misma categoria simbolica , ya que un Origen de Ramificacion es de una categoria superior a un nodo intermedio entre los sujetos individuales y el vertice superior de la jerarquia de la Inteligencia en Arbol como es el Origen de las Ramificaciones , siendo precisamente las Puntuaciones Logaritmicas Promedio unos nodos de categoria intermedia entre el

Origen de Ramificaciones y los sujetos individuales . De todas formas , al referirme a Correlaciones de Sesgo Minimo , minimas , maximas o intermedias , me refiereo a otra cuestion que tras la tabla estimare , unicamente lo advierto para no tender a confuciones , el problema de la elaboracion matematica es la definicion objetiva de los conceptos a menudo para asi poder explicar con precision la estructura conceptual . En el ejemplo que a continuacion elaborare , ninguna de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas es inferior a la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , de forma que , todos los Niveles de Sesgo son de signo negativo , ya que todas las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas son superiores a la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica :

	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de comportamiento de higiene y aseo - 0,136	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de correlacion de Sesgo Minimo comporamiento Silvia según clima-0,0068	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de correlacion de Similitud comportamiento Silvia según clima-0,0007	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de comporta-miento etico-moral -0,2912	Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de comporta-miento de aseo e higiene personal -0,136	0	-0,136 – (-0,0068)= - 0,1292	-0,136 – (-0,0007)= - 0,1353	-0,136 – (-0,2912)= + 0,1552	((-0,1292)+ (-0,1353)+ (+0,1552)):3 = **- 0,0364**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de correlacion de Ssgo Minimo de comportamiento Silvia según clima -0,0068	-0,0068 – (0,136) = +0,1292	0	-0,0068 – (-0,0007)= - 0,0061	-0,0068 – (-0,2912)= +0,2844	((+0,1292)+ (-0,0061) + (+0,2844))= **+ 0,1358**

Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de Correlacion Similitud comportamiento Silvia según clima -0,0007	-0,0007 – (-0,136)= + 0,1353	-0,0007 – (-0,00068)= + 0,0061	0	-0,0007 – (-0,2912)= + 0,2905	((+0,1353)+ (+0,0061)+ (+0,2905)):3= **+ 0,1439**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de Comportamiento etico-moral -0,2912	-0,2912 – (-0,136)= - 0,1552	-0,2912 – (-0,0068)= - 0,2844	-0,2912 – (-0,0007)= - 0,2905	0	((-0,1552)+ (-0,2844) + (-0,2905)): 3= **- 0,2433**
Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio					
Maxima		Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de la correlacion de Similitud de comportamiento de Silvia según clima		+ 0,1439	
Intermedia		(0,1439 + (-0,2433)):2= -0,0497		-0,0497	
Minima		Comportamiento etico-moral de Silvia		-0,2433	

3º) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas Promedio

	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promdio en comporta miento de higiene y aseo pesonal -0,055	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio en correlacion de Sesgo Minimo de comporta-miento Silvia según clima - 0,0029	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio en Correlacion Similitud comportamiento Silvia según clima -0,0003	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio en compor-tamiento etico-moral -0,1109	Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio en comporta-miento de higiene y aseo personal -0,055	0	-0,055 – (-0,0029)= -0,0521	-0,055 – (-0,0003)= -0,0547	-0,055 – (-0,1109)= + 0,0559	((-0,0521)+ (-0,0547)+ (+0,0559)):3 = **-0,0169**
Nivel de Similitud de Puntaucion Logaritmica Promedio de correlacion de Sesgo Minimo comporta-	-0,0029 – (-0,055)= + 0,0521	0	-0,0029 – (-0,0003)= -0,0026	-0,0029 – (-0,1109)= + 0,108	((+0,0521)+ (-0,0026)+ (+0,108)):3) = **+ 0,0525**

miento Silvia según clima -0,0029					
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de Correlacion de Similitud Comportamiento Silvia según clima-0,0003	-0,0003 – (-0,055)= + 0,0547	-0,003 – (-0,0029)= + 0,0026	0	-0,003 – (-0,1109)= + 0,1106	((+0,0547)+ (+0,0026)+ (+0,1106)):3 = **+ 0,0559**
Nivel Similitud Puntuacion Logaritmica Promedio comportamiento etico-moral -0,1109	-0,1109 – (-0,055) = -0,0559	-0,1109 – (-0,0029)= -0,108	-0,1109 – (-0,0003)= -0,1106	0	((-0,0559)+ (-0,108)+ (-0,1106)): = **-0,0915**
Maxima		En la correlacion similitud comportamiento Silvia con clima		+0,0559	
Intermedia		((+0,0559)+(-0,0915)):2=		-0,0178	
Minima		Comportamiento etico-moral		-0,0915	

4º) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables

	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de higiene y aseo personal -0,092	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en correlacion Sesgo Minimo comporta miento Silvia según clima -0,0027	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en correlacion Similitud comporta-miento Silvia según clima -0,0002	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en comporta-miento etico moral -0,1588	Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de higiene y aseo personal -0,092	0	-0,092 – (-0,0027)= -0,0893	-0,092 – (-0,0002)= -0,0918	-0,092 – (-0,1588)= +0,0668	((-0,0893)+ (-0,0918)+ (+0,0668)):3 = **-0,0381**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en correlacion	-0,0027 – (-0,092)= +0,0893	0	-0,0027 – (-0,0002)= -0,0025	-0,0027 – (-0,1588)= +0,1561	((+0,0893)+ (-0,0025)+ (+0,1561)= **+0,0809**

Sesgo Minimo comporta miento Silvia según clima -0,0027					
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en correlacion Similitud comporta-miento Silvia según clima -0,0002	-0,0002 – (-0,092)= +0,0918	-0,0002 – (-0,0027)= +0,0025	0	-0,0002 – (-0,1588)= +0,1586	((+0,0918)+ (+0,0025)+ (+0,1586)):3 = **+ 0,0843**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en comporta-miento etico moral -0,1588	-0,1588 – (-0,092)= -0,0668	-0,1588 – (-0,0027)= -0,1561	-0,1588 – (-0,0002)= -0,1586	0	((-0,0668)+ (-0,1561)+ (-0,1586)):3= **-0,1271**
Maxima		En la correlacion de Similitud de comportamiento de Silvia según clima		+0,0843	
Intermedia		(0,0843 – (-0,1271)):2=		-0,0214	

Minima	Comportamiento etico-moral	-0,1271

5º) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables

Para ir mas rapido , como la forma de estimar los resultados partiendo de la dotacion de signos , negativos o positivos , ha quedado ya sobradamente explicada , en las tablas anteriores , en la siguiente tabla , directamente ire indicando los resultados de cada celda de la tabla :

	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en comporta-miento de aseo e higiene -0,0382	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en correlacion de Sesgo Minimo comportami-ento Silvia según clima -0,0011	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en correlacion de Similitud comportami-ento Silvia según clima 0	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en comporta-miento etico-moral –0,064	
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en comporta-miento de	0	-0,0271	-0,0382	+0,0258	**-0,0136**

aseo e higiene -0,0382					
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en correlacion de Sesgo Minimo comportami-ento Silvia según clima -0,0011	+0,0271	0	-0,0011	+0,0629	**0,0296**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en correlacion de Similitud comportami-ento Silvia según clima 0	+ 0,0 382	+0,0011	0	+0,064	**0,03443**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable en comporta-miento	-0,0258	-0,0629	-0,064	0	**-0,0509**

etico-moral –0,064					

Maxima	Correlacion de Similitud de comportamiento Silvia según clima	0,03443
Intermedia	(0,03443-(-0,0509)):2=	-0,0082
Minima	Comportamiento entico-moral	-0,0509

6º) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio

Aunque en este capitulo ya no tendre tiempo realmente para terminar lo que me habia propuesto , y es realizar todas las correlaciones de Sesgo Minimo y de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , y de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , de forma que tendre que dejar para el proximo capitulo una serie de tablas de calculo de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probabables , al menos , antes de terminar el presente capitulo , expondre el calculo de una de las multiples Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo que al respecto puede hacerse , en concreto , con los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio , dejando para el proximo capitulo el terminar los restantes terminos correlacionales , que a este respecto , se habian ya fijado como de interes calcular , al terminar el capitulo decimo primero precedente . Asi pues en este capitulo expondre el calculo de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio , y asimismo en el siguiente capitulo desarrollare las demas formas correlacionales

	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de comportamiento de higiene y aseo - 0,136	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de correlacion de Sesgo Minimo comporamiento Silvia según clima-0,0068	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de correlacion de Similitud comportamiento Silvia según clima-0,0007	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de comporta-miento etico-moral -0,2912	Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de comportamiento de higiene y aseo - 0,136	0	Log(10) (0,136:0,0068) = 1,301	Log(10) (0,136:0,0007) = 2,2884	Log(10) (0,136:0,2912) = 0,3306	**1,30666**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de correlacion de Sesgo Minimo comporamiento Silvia según clima-0,0068	Log(10) (0,0068:0,136) = 1,301	0	Log(10) (0,0068:0,0007) = 0,9874	Log(10) (0,0068:0,2912) = 1,6316	**1,30666**

Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de correlacion de Similitud comportamiento Silvia según clima-0,0007	Log(10) (0,0007:0,136) = -2,2884	Log(10) (0,0007:0,0068) = 0,9874	0	Log(10) (0,0007:0,2912) = 2,619	**1,9649**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio de comporta-miento etico-moral -0,2912	Log(10) (0,2912:0,136) = 0,3306	Log(10) (0,2912:0,0068) = 0,0629	Log(10) (0,2912:0,0007) = 2,619	0	**1,0041**
Maxima		Correlacion Similitud comportamiento Silvia según clima		1,9649	
Inrtermedia		(1,9649+1,0041):2=		1,4845	
Minima		Comportamiento etico-moral		1,0041	

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidad

(Capitulo 13)

XXX la comunidadd internacional debe arbitrar politicas internacionales de penalizacion y castigo contra XXX . Una dde las formas con que la comunidad internacional puede castigar al pais español , es mediante que la comuniddad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda sufrir al escribir este capitulo , y la comunidad internacional vigile por la seguridadd dde mi propia familia , y la comunidad internacional vigile por la seguridadd dde mis descubrimientos matematicos.

1º) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo Minimo de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , y Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables

En el capitulo anterior desarrolle el capitulo de lo que serian las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , de las siguientes formas de Niveles de Sesgo y Niveles Similitud , de los Niveles de Sesgo y Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , y del Nivel de Sesgo de la Puntacion Logaritmica Promedio , atendiendo a los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud , obtenidos previamente en la tabla de la estructura arquitectonica de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , obtenida a partir de las selecciones de aprendizajes realizados en las asimilaciones de Yolanda realizadas de los comportamientos vitales de Silvia , en una

diversa gama de categorias comportamentales , desde el comportamiento higinieco y de aseo personal , al comportamiento individual-social según clima , y el comportamiento etico moral , en donde finalmente lo que se pudo apreciar normalmente , en las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , de los Niveles de Sesgo Niveles y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio como en la Correlacion Promedio de Similitud Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , es que normalmente los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud mas correlacionados , o correlacionados de forma intermedia , son aquellos Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud , que se correlacionan , ya bien en la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , tanto en el Nivel de Sesgo como en el Nivel de Similitud , entre si , en funcion de maximo valor positivo , o un valor intermedio , teniendo en cuenta la dotacion del signo positivo o negativo , a la hora de formular las diversas operaciones matematicas que para el caso son imprescindibles , atendiendo a , en el Nivel de Sesgo una dotacion de signo inicial en funcion de que , si la Puntuacion Logaritmica ,Promedio o Mas Probable , Empirica , es superior a la Puntuacion Logaritmica , fuere Promedio o Mas Probable , Teorica , entonces el signo es negativo para dicho Nivel de Sesgo resultante , es decir un valor empirico superior al valor teorico daria lugar a un Nivel de Sesgo de signo negativo , y por consiguiente , un valor empirico inferior al valor teorico daria igual a un Nivel de Sesgo positivo , de la misma forma en que , en el Nivel de Similitud la dotacion de signo positivo o negativo vendra dara a partir de que , si en la operación de la Puntuacion Logaritmica , Promedio o Mas Probable , el valor del cociente en la Metalogaritmica Simple es inferior a la unidad entonces finalmente la Metalogaritmica Compleja sera de signo negativo , de lo contrario sera de signo positivo . En el caso de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , estimadas en el anterior capitulo a partir de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , normalmente no se tiene en cuenta el signo , ya que si una Correlacion de Similitud se establece sobre el logaritmo resultante de un cociente , entonces cualquier cociente que pudiera dar como resultado un valor negativo no tendria ningun logaritmo en la medida que , la calculadora al intentar operar logaritmos a partir de numeros dotados de signo negativo termina dando como resultado Error . A partir de estas estimaciones en las formas detalladas de operaciones atendiendo a dotacion de signos negativos o positivos en las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y las estimaciones en las formas detalladas de operaciones sin atender a signos negativos o positivos , es decir , en valores absolutos , en el caso del calculo operacional de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opsion , en todos los casos normalmente resultaba el siguiente patron de resultados : el Nivel de Sesgo y el Nivel de Similitud mas correlacionado en cualquiera de los casos presentes solia ser siempre , en aquellas estimaciones obtenidas de Nivel de Sesgo y Nivel de Similitud relativas a las Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , del comportamiento de Silvia correlacionado a traves de la correlacion de Similitud , con

el comportamiento del clima . Y la menor correlacion , en los niveles dados de correlacion en las diferentes modalidades correlacionadas analizadas , era para el comportamiento etico-moral , ahora bien ¿ significa esto que el comportamiento etico-moral es acaso menos importante?No , por supuesto , al contrario , el hecho de que normalmente el comportamiento etico-moral aparezca con unos Niveles de Sesgo y unos Niveles de Similitud con unas correlaciones inferiores a las demas opciones y sujetos , en las diversas Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , al calcularse a traves de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , o en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , indicaria que : el comportamiento etico-moral analizado no depende del clima , es decir el comportamiento del analisis etico-moral no fluctua como una veleta según la direccion del viento o de la lluvia , es decir , el comportamiento del analisisis etico-moral no depende del clima ni tampoco depende del comportamiento de higiene y aseo personal , debido a que el comportamiento etico-moral del analisis realizado en parametros de comportamientos etico-morales , esta poco correlacionado con que Silvia tenga comportamientos de aseo e higiene personal , significa que el hecho de que Silvia tenga un comportamiento moral o etico es totalmente independiente de que Silvia se labe las manos en el lababo , es decir : si en el analisis etico-moral del comportamiento de Silvia realizado por Yolanda , se desprende que no existe correlacion , o existe escasa correlacion , entre los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , y las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , calculadas las correlaciones en vitud de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , o de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , de estas correlaciones , de estos Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud , de estas Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , se aprecia que , el comportamiento menos correlacionado , es el comportamiento etico-moral , mientras que el comportamiento mas correlacionado es el comportamiento de Silvia según el clima en funcion de la correlacion de similitud normalmente , de esto se desprende que el comportamiento etico-moral de Silvia es poco correlacionado con cualquier comportamiento que Silvia pueda tener según el clima , es decir el analisis etico-moral nos deberia llevar a inducir que el comportamiento etico-moral es independiente de que llueva o haga sol , asimismo como que el comportamiento etico-moral de Silvia es independiente del comportamiento de higiene y aseo personal como labarse las manos . El analisis etico-moral del comportamiento de Silvia nos lleva a inducir que el comportamiento etico-moral de Silvia es independiente del comportamiento de higiene y aseo personal , y el comportamiento etico-moral de Silvia es independiente del clima . En mi opinion , la escasa correlacion del comportamiento etico-moral de Silvia con el comportamiento que pueda tener en funcion de la variabilidad climatica , o el comportamiento de aseo e higiene , es un factor realmente positivo dentro de la valoracion que pueda analizar del comportamiento etico-moral de Silvia , ya que esto induce a pensar que , Silvia

tiene un comportamiento moralmente autonomo e intrinseco , de lo cual se desprender que el tipo de aprendizajes etico-morales que Yolanda pueda asimilar de Silvia ,seran aprendizajes de Yolanda que puedan permitir a Yolanda tener un comportamiento etico-moral autonomo e intrinseco , que puedan asi suponer unos aprendizajes etico-morales para Yolanda , que la puedan asi aumentar su grado de autonomia personal y madurez etica , en un analisis comportamiental satisfactorio , según criterios de autonomia , justicia , respeto al projimo y defensa de la vida . Ahora bien , del analisis correlacional de los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud , aun me quedan por estimar las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , y calcular las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , y la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables . Y cuando termine las estimaciones correlacionales , pasare a calcular lo que podria ser la estimacion de una estructura de Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas partiendo unicamente de las Puntuaciones Logaritmicas de los sujetos u opciones , por separado , de cada muestra de , comportamiento del clima , y comportamiento de Silvia según el clima , en este caso sin descartar tampoco a los sujetos u opciones poco probables como muestra de que mi intencion es crear una estructura matematica flexible sin dogmatismos y sin axiomas , dado que mi intencion no es adoctrinar , y demostrar que en mi opinion , las matematicas necesitan flexibilidad en las operaciones , para explorar cualquier via de investigacion matematica que podamos tener : no hay nada peor como tener un paisaje esplendido por estar ciego para verlo , la mejor forma de no cegarse es estar siempre abierto a las nuevas oportunidades matematicas que puedan ulteriormente crearse a partir de formulaciones iniciales .De momento terminare con las estimaciones correlacionales , que en el anterior capitulo no tuve tiempo de poder terminar , dejandolo para este capitulo siendo lo que a continuacion desarrollare :

1.1)Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio

(debido a que intentar obtener un logaritmo de un valor negatico la calculadora daria como resultado Error , aquí las estimaciones se hacen en terminos absolutos siempre)

En el caso de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio , lo que se pueda observar , es que el comportamiento etico-moral deja de ser ya el comportamiento que presenta unos Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio que en su correlacion presente la menor correlacion , sino que se encontraria en una correlacion mas proxima a la intermedia , de forma que si en la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio del comportamiento etico-moral era el que tenia menor correlacion , es decir , mayor independencia , en este caso de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio , se aprecia que en este caso la mayor independencia , es decir , menor correlacion , se encuentra en los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio del comportamiento de aseo e higiene personal , y del comportamiento de Silvia según clima correlacionado por Sesgo Minimo , siendo asi un comportamiento en la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , que introdure una ruptura con las pautas anteriores de comportamientos correlacionales según Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud.

	Nivel de Similitud Puntuacion Logaritmica Promedio comportam-iento de higiene y aseo personal 0,055	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de comporta-miento Silvia en correlacion con clima en correlacion Sesgo Minimo 0,0029	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de comporta-miento Silvia correlacion en con clima en correlacion Similitud 0,0003	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de comportami ento etico-moral 0,1109	Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio
Nivel de Similitud Puntuacion Logaritmica Promedio comportam-iento de higiene y aseo personal 0,055	0	Log(10) (0,055:0,0029)= 1,2779	Log(10) (0,055:0,0003) = 2,2632	Log(10) (0,055:0,1109) = 0,3045	((1,277)+ (2,2632)+ (0,3045)):3= **1,2818**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de comporta-miento Silvia en correlacion con clima en correlacion	Log(10) (0,0029:0,055)= 1,2779	0	Log(10) (0,0029:0,0003) = 0,9852	Log(10) (0,0029:0,1109) = 1,5825	((1,2779)+ (0,9852)+ (1,5825)):3= **1,2818**

Sesgo Minimo 0,0029					
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de comporta-miento Silvia correlacion en con clima en correlacion Similitud 0,0003	Log(10) (0,0003;0,055) = 2,2632	Log(10) (0,0003:0,0029) = 0,9852	0	Log(10) (0,0003:0,1109) = 2,5678	((2,2632)+ (0,9852)+ (2,5678)) :3= **1,9387**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de comportamiento etico-moral 0,1109	Log(10) (0,1109:0,055)= 0,3045	Log(10) (0,1109:0,0029)= 1,5825	Log(10) (0,1109:0,0003) = 2,5678	0	((0,3045)+ (1,5825)+ (2,5678)):3= **1,4849**
Maxima		Correlacion de Similitud de comportamiento según clima		1,9378	
Intermedia		(1,9378+1,2818):2 =		1,6098	
Minima		Comportamiento aseo-higiene y correlacion Sesgo Minimo de comportamiento según clima		1,2818	

1.2) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables

	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de comporta-miento de aseo e higiene personal 0,092	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de correlacion de Sesgo Minimo comporta-miento Silvia según clima 0,0027	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de correlacion Similitud comporta-miento Silvia según clima 0,0002	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de comporta-miento etico-moral de Silvia 0,1588	Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de comporta-miento de aseo e higiene personal 0,092	0	Log(10) (0,092:0,0027) = 1,5324	Log(10) (0,092:0,0002) 2,6627	Log(10) (0,092:0,1588)= 0,237	((1,5324)+ (2,6627)+ (0,2379) :3= **<u>1,4773</u>**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de correlacion	Log(10) (0,0027:0,092) =	0	Log(10) (0,0027:0,0002) =	Log(10) (0,0027:0,1588) =	((1,5324)+ (1,1303)+ (1,7694)):3= **<u>1,4773</u>**

de Sesgo Minimo comporta-miento Silvia según clima 0,0027	1,5324		1,1303	1,7694	
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de correlacion Similitud comporta-miento Silvia según clima 0,0002	Log(10) (0,0002:0,092) = 2,6627	Log(10) (0,0002:0,0027) = 1,1303	0	Log(10) (0,0002:0,1588) = 2,8998	((2,6627)+ (1,1303)+ (2,8998)) : 3= **2,2309**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de comporta-miento etico-moral de Silvia 0,1588	Log(10) (0,1588:0,092)= 0,237	Log(10) (0,1588:0,0027) = 1,7694	Log(10) (0,1588:0,0002) = 2,8998	0	((0,237)+ (1,7694)+ (2,8998)) : 3 = **1,6354**
Maxima		Comportamiento Silvia correlacion Similud con clima		2,2309	
Intermedia		(2,2309 + 1,4773) : 2 =		1,8541	
Minima		Comportamiento higiene-aseo y comportamiento		1,4773	

	Silvia correlacion Sesgo Minimo con clima	

1.3) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables

	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de comporta-miento de aseo e higiene 0,0382	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable correlacion Sesgo Minimo comporta-miento Silvia según clima 0,0011	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable Correlacion Similitud comporta-miento Silvia según clima 0,0000	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de comporta-miento etico moral de Silvia 0,064	Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de comporta-miento de aseo e higiene 0,0382	0	Log(10)(0,0382:0,0011)= 1,4744	Log(10) (0,0382:0)= 0	Log(10) (0,0382:0,064) =0,2903	((1,4744)+ (0) + (0,2903)):3= **0,5882**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable correlacion	Log(10) (0,0011:0,0382) =	0	Log(10) (0,0011:0)= 0	LOG(10) (0,0011:0,064) =	((1,4744)+ (0) + (1,7647)):3=

Sesgo Minimo comporta-miento Silvia según clima 0,0011	1,4744			1,7647	**1,0797**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable Correlacion Similitud comporta-miento Silvia según clima 0,0000	Log(10) (0 : 0,0382)= 0	Log(10) (0 : 0,0011)= 0	0	Log(10) (0 : 0,064)= 0	**0**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable de comporta-miento etico moral de Silvia 0,064	Log(10) (0,064:0,0382)= 0,2903	Log(10) (0,064:0,0011) = 1,7647	Log(10) (0,064:0)= 0	0	((0,2903)+ (1,7647) + (0)) : 3)= **0,685**
Maxima		Comportamiento de Silvia correlacionado con Sesgo Minimo con clima		1,0797	
Intermedia		(1,0797 + 0) : 2 =		0,5398	

Minima	Comportamiento Silvia correlacionado con Similitud con clima	0

1.4) Conclusiones de las correlaciones calculadas

Cuando se obtuvieron las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto de Opcion de los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , y de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , asimismo al obtner las Correlaciones Promedio de Similitud de los Sujetos u Opciones e los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , lo que en estas se detallo era una baja correlacion en el comportamiento etico-moral de Silvia , que estaba siendo asimilado por Yolanda dentro del proceso de Aprendizaje Artificial , en el proceso de Asimilacion e Integracion , y mas en concreto en esta primera parte de Asimilacion y Probabilidad , de manera que , la escasa correlacion presente en el comportamiento etico-moral de Silvia se podria asi explicar como que , el comportamiento de carácter etico-moral de Silvia era independiente de las formas comportamentales presentes en sus comportamientos mas habituales , como eran los comportamientos de higiene y aseo personal , o los comportamientos según el tipo de clima , de manera que , la escasa correlacion que el comportamiento etico-moral de Silvia , en las correlaciones estudiadas en el capitulo decimo segundo precedente , se podrian interpretar como que , el comportamiento etico-moral de Silvia era independiente del comportamiento de aseo e higiene personal , y el comportamiento etico-moral de Silvia era independiente del comportamiento individual-social según el clima . Es decir , el hecho de que Silvia ceda su asiento en un medio de transporte publico a una mujer invalida , o el hecho de que Silvia espere un semaforo en rojo , o que Silvia acuda a una manifestacion en contra de la guerra de Irak , es totalmente independiente de otros comportamientos higienicos o de aseo como labarse las manos o cepillarse los dientes . Es decir , la frecuencia de comportamientos de aseo e higiene no determina el carácter moral del comportamiento que pueda tener Silvia en terminos de defensa de la vida o respecto al proximo , valores transcendentales de cualquier relacion civilizada moderna . De igual forma que el comportamiento de Silvia en terminos etico-morales no depende del clima que pueda hacer , es decir , haga frio o calor , llueva o no , Silvia independientemente de cualquier incidencia climatica siempre tenda un comportamiento etico-moral autonomo , es decir , el comportamiento etico-moral de Silvia no depende de la intensidad de una racha de viento , o el comporamiento etico-moral de Silvia no depende del rocio de la mañana . Este tipo de escasa correlacion en el comportamiento etico-moral se puede interpretar como un factor positivo dentro de un comportamiento etico-moral autonomo ,

intrinseco , e independiente de facotres aleatorios . Ahora bien lo que se ha podido encontrar en este capitulo decimo tercero (en donde debo reconocer que estoy sufriendo mas tortura que nunca) , lo que se puede apreciar es que precisamente , al realizar el calculo de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , se puede apreciar que ahora el comportamiento etico-moral ha dejado de ser el menos correlacionado y por tanto , en este capitulo decimo tercero , se puede apreciar como en la Correlacion de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio el comportamiento etico-moral pasa a un nivel correlacional intermedio , lo cual manifestaria que en cierto modo , es hipotetico , que en alguna medida dada , si exista algun nivel de dependencia entre el comportamiento etico-moral de Silvia , que esta asimilando Yolanda , con respecto el comportamiento higinico y de aseo , y el comportamiento individual-social correlacionado con clima , en correlaciones de Similitud o Sesgo Minimo . Es decir , la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio del comportamiento etico-moral indica un nivel dado de dependencia del comportamiento etico-moral con el comportamiento de higiene y aseo personal , y el comportamiento según clima , ya fuere en correlacion de Similitud o en correlacion de Sesgo Minimo , de manera que si pudiera existir algun tipo de dependencia entre el comportamiento etico-moral y las resntates variables en terminos de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio , algo que incluso se mantiene cuando se estima las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables en donde tambien se observa un nivel intermedio de correlacion del comportamiento etico-moral con los restantes factores , asi como tambien en la estimacion de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , en donde tambien se observa un nivel intermedio de correlacion del comportamiento etico modal con los restantes factores . De forma que se puede concluir que el grado de independencia , autonomia , y moral y etica intrinseca que posee Silvia , y sera asimilada Yolanda , puede variar según se estime un metodo correlacional . A pesar de que yo mismo este indicando diversos tipos de estudios correlacionales de este tipo de factores de investigacion , en mi opinion quizas , para investigacion heuristicas convendria detallar que tipo de relaciones en particular son las que se quieren investigar , y en funcion de los objtivos manifiestos en la investigacion cientifica , asimismo seleccionar la tecnica matematica Correlacion Promedio de , Sesgo Minimo o Similitud , de los Sujetos u Opciones de los Niveles , de Sesgo o de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , mas acorde con los objetivos ,y asi a partir de la selección de las diversas formas de combinar el estudio correlacional , de Sesgo Minimo o de Similitud , poniendo en relacion valores empiricos entre si , obtenidos a partir de poner previamente en los

Niveles , de Sesgo Minimo o de Similitud , en relacion los valores empiricos con los valores teoricos , desarrollar una matematica compleja como soporte estructural de la investigacion cientifica , hacia la elaboracion de una teoria cientifica con soporte matematica que pueda asi obtener resultados cientificamente validados por un soporte matematico valido y fiable , para la obencion de evidencias empiricas que puedan demostrar hipotesis en la investigacion heuristica en cualquiera de las arenas del saber .

2º) Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , en este caso sin descartar ningun sujeto u opcion a pesar de que se presentara escasa probabilidad en el contraste de la Puntuacion Logaritmica con el DMP

Tal como he estado explicando mi intencion es crear una teoria matematica libre de cualquie prejuicio absurdo que se pudiera fomentar a causa de axiomas o dogmas inutiles , cuando en realidad , la investigacion matematica aumentara en procesos y avances cientificos cuanto mas podamos crear una mentalidad abierta a la exploracion de cualquier via de investigacion matematica , que podamos tener ante nosotros , y pueda ser valida para intentar crear nuevos campos de investigacion matematica , que puedan servir ulterioremente como soporte cientifico a la ciencia en su conjunto mas amplio . Para tal fin a continuacion desarrollare una estructura de Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , partiendo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en cada muestra por separado , de la muestra de aprendizajes conceptuales que Yolanda a asimilado del clima , y los aprendizajes comportamentales según el clima que Yolanda ha asimilado de Silvia . Primero sera asi necesario calcular las Puntuaciones Logaritmicas de cada muestra por separado para posteriormente obtener las Puntuaciones Logaritmicas , Promedio y Mas Probables , de las que obtener las Puntuaciones Logaritmicas , Promedio Total y Mas Probable Total , con las que hacer la Inteligencia en Arbol m teniendo en cuenta como valores teoricos criticos ideales las : Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , y Puntuacion Logaritmica Teorica ; de las que , se obtendran los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud con respecto de los valores empiricos obtenidos en , Puntuacion Logaritmica Promedio , y Promedio Total , Puntuacion Logaritmica Mas Probable , y Mas Probable Total , y Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion . Dado que no se tendra en cuenta si la Puntuacion Logaritmica sea inferior o superior a la Desviacion Mas Probable , ya que en caso de que la Puntuacion Logaritmica sea superior a la Desviacion Mas Probable no se descartaria , al ser este ejemplo , un ejemplo de cómo desarrollar una Inteligencia en

Arbol de asimilaciones selectivas sin necesidar de descartar informacion , en la medida que a menudo descartar informacion puede suponer perde informacion , y la perdida de informacion puede aumentar el error matematico , en este caso por tanto no se calcularan los diferenciales de las Puntuaciones Logaritmicas con el DMP , ni por tanto tampoco la Metalogaritmica Simle o Compleja , calculando unicamente las Puntuaciones Logaritmicas para obtener la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas sin descartar informacion y sin perder informacion :

2.1) Puntuaciones Logaritmicas en la muestra de aprendizajes conceptuales sobre el clima

Sujeto u Opcion	Logaritmo de la codificacion	Puntuacion Logaritmica Logaritmo de la Codificacion entre lo mas probable -(Log(10)6)=-0,7781
El sol amanezca por el este	Log(10) 0,2692=- 0,5699	-0,5699:-0,7781=**0,7324**
Haya rocio en las plantas	Log(10) 0,1922= -0,7162	-0,7162:-0,7781=**0,9204**
El termometro marca 0º	Log(10) 0,1538= -0,813	-0,813 :-0,7781=**1,0448**
Hubo nubes por la mañana	Log(10) 0,1153=-0,9381	-0,9381:-0,7781=**1,2056**
Hubo nubes por la tarde	Log(10) 0,1538 =-0,813	-0,813 : 0,7781=**1,0448**
llueve	Log(109 0,1153 = -0,9381	-0,9381: 0,7781 =**1,2056**
Σ		**6,1536**
Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica		6,1536 : 6 = **1,0256**
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica		Log(10)6,1536:Log(10)6=**1,0141**

2.2) Puntuaciones Logaritmicas en la muestra de comportamiento individual-social de Silvia según el clima

Sujeto u Opcion	Logaritmo de la codificacion	Puntuacion Logaritmica Logaritmo de la codificacion entre lo mas probable -(Log(10)6)=0,7781
Silvia lleve anorak	Log(10) 0,1428 = -0,8452	-0,8452 : -0,7781 = **1,0862**
Silvia riegue las plantas	Log(10) 0,1428 = -0,8452	-0,8452 : -0,7781 = **1,0862**
Silvia lleve paraguas	Log(10) 0,1071 = -0,9702	-0,9702 : -0,7781 = **1,2468**
Silvia encienda la calefaccion	Log(10) 0,1785 = -0,7483	-0,7483 : -0,7781 = **0,9617**
Silvia corra las cortinas de par en par	Log(10) 0,25 = -0,602	-0,602 : -0,7781 = **0,7736**
Silvia se puso guantes	Log(10) 0,1785 = -0,7483	-0,7483 : -0,7781 = **0,9617**
Σ		**6,1162**
Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica		6,1162 : 6 = **1,0193**
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica		Log(10)6,1162:Log(10)6=**1,0106**

2.3) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total y Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total

- 2.3.1) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total =

  (1,0256 + 1,0193) : 2 =**1,0224**

- 2.3.2) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total =

  Log(10) (1,0141 + 1,0106) : Log(10) 2 = **1,0177**

2.4) Estructura de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas sin descartar ni perder ninguna informacion muestral

2.4.1) Teniendo en cuenta las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica N : N = 1	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio
Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total	1	1,0224	1 – 1,0224 = **-0,0224**	Log(10) (1:1,0224)= **-0,0096**
Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica aprendizajes conceptuales	1	1,0256	1 – 1,0256 = **-0,0256**	Log(10) (1:1,0256)= **-0,0109**
Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica comportamientos	1	1,0193	1 - 1,0193 = **-0,0193**	Log(10) (1:1,0193)= **-0,0083**

	Puntuacion Logaritmica Teorica	Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion		Metalogaritmica simple	Metalogaritmica compleja
El sol amanezca por el este	1	0,7324	1-0,7324= **+ 0,2676**	1:0,7324= **1,3653**	Log(10) 1,3653= **+0,1352**
Haya rocio en las plantas	1	0,9204	1-0,9204= **+ 0,0796**	1:0,9204= **1,0864**	Log(10) 1,0864= **+0,036**
El termometro marque 0º	1	1,0448	1 – 1,0448 = **- 0,0448**	1:1,0448= **0,9571**	Log(10) 0,9571= **-0,019**
Haya nubes por la mañana	1	1,2056	1 – 1,2056= **-0,2056**	1:1,2056= **0,8294**	Log(10) 0,8294= **-0,0812**
Haya nubes por la tarde	1	1,0448	1 – 1,0448 = **-0,0448**	1:1,0448= **0,9571**	Log(10) 0,9571= **-0,019**
Llueva	1	1,2056	1 – 1,2056 = **-0,2056**	1:1,2056= **0,8294**	Log(10) 0,8294= **-0,0812**

Silvia lleve anorak	1	1,0862	1 – 1,0862 = **-0,0862**	1:1,0862= **0,9206**	Log(10) 0,9206= **-0,0359**
Silvia riegue	1	1,0862	1 – 1,0862= **-0,0862**	1:1,0862= **0,9206**	Log(10) 0,9206= **-0,0359**
Silvia use paraguas	1	1,2468	1 – 1,2468 **-0,2468**	1:1,2468= **0,802**	Log(10)= **-0,0957**
Silvia encienda la calefaccion	1	0,9617	1 – 0,9617= **+0,0383**	1:0,9617= **1,0398**	Log(10) 1,0398= **+0,0169**
Silvia corra cortinas de par en par	1	0,7736	1 – 0,7736= **+0,2264**	1:0,7736= **1,2926**	Log(10) 1,2926= **+0,1114**
Silvia use guantes	1	0,9617	1 –0,9617 = **+0,0383**	1:0,9617= **1,0398**	Log(10) 1,0398= **+0,0169**

2.4.2) Teniendo en cuenta las puntuaciones Logaritmicas Mas Probable Empiricas

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica Log(10)N: Log(10)N = 1	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable
Puntuacion Logaritmica Logaritmica Mas Probable Empirica Total	1	1,0177	1 – 1,0177 = **- 0,0177**	Log(10) (1:1,0177)= **-0,0076**
Puntuacion Logaritmica Mas Probable aprendizajes conceptuales	1	1,0141	1 – 1,0141= **-0,0141**	Log(10) (1:1,0141)= **-0,006**
Puntuacion Logaritmica Mas Probable aprendizajes comportamentales según clima	1	1,0106	1 – 1,0106 = **-0,0106**	Log(10) (1:1,0106)= **-0,0043**

Tal como cabo de demostrar , se pueden realizar arquitecturas de Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas sin tener porque necesariamente descartar ninguna informacion , ya que , una forma de roducirse un incremento del error podria ser a traves de una selección de la informacion que pudiera derivar en un descarte de

informacion , lo cual en suma podria suponer la perdida de informacion , siendo en esencia una de las formas de incremento del error la perdida de informacion , ya bien por la perdida de informacion a causa del truncamiento del numero decimal , como tambien la perdida de informacion a causa de un proceso de selección de la informacion demasiado exaustivo que pudiera asi reducir la cantidad de informacion disponible en la formulacion matematica del modelo de la investigacion cientifica que s estuviese realizando . En este sentido la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas seguiria prestando una vital funcion matematica , en la medida que se ponen en relacion , a traves de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , o en las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas , o en las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas , el comportamiento de los sujetos según el comportamiento muestral representado en lo mas probable en el caso de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , o en el caso de la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica se podria tener una estimacion del comportamiento general en conjunto que presenta la muestra ante la propia muestra , o en el caso de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica se puede asi obtner una estimacion del comportamiento de la muestra , como si la propia muestra fuera un sujeto individual comportandose en relacion al comportamiento mas probable , siendo asi una serie de estimaciones que se pueden poner en relacion , en funcion de una serie de valores teoricos , que se pueden concretar en la Puntuacion Logaritmica Teorica , la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , para asi obteniendo los distintos Niveles de Sesgo o los distintos Niveles de Similitud , asi poder establecer el tipo de relaciones que se mantienen , entre los valores empiricos ya explicados con respecto de los valores teoricos , ya mencionados , de manera que del estudio del tipo de relacion que se puede mantener entre el valor empirico y el valor teorico , lo que podemos estudiar en esencia es el nivel de desviacion que el modelo empirico tiene con respecto del modelo teorico , en la medida que el modelo teorico es siempre un modelo ideal critico , es decir , el modelo teorico siempre nos indicara cual seria el comportamiento ideal de los sujetos y de la muestra en virtud del principio critico , teorico e ideal , de la igualdad de oportunidades de ocurrencia de cada opcion o sujeto dentro de la muestra en general , de lo que se deriva , que , cualquier estudio de Nivel de Sesgo con respecto de un valor empirico ante un valor teorico , indicaria en que medida el valor empirico se desvia del modelo idealmente critico que en teoria supondria un comportamiento utopico en situacion de igualdad de oportunidad de ocurrencia de todos los sujetos u opciones , al mismo tiempo que con el Nivel de Similitud podemos estudiar en que medida un sujeto un opcion , estimando su valor empirico , dicho valor empirico es similar al valor teorico , de forma que el grado de similitud que pueda existir entre un sujeto u opcion con respecto del valor teorico , indicaria el grado en que el modelo empirico es similar al modelo idealmente critico en teoria fundado en la igualdad de oportunidades de ocurrencia , de los multiples sujetos u opciones dentro de modelo matematico que se describe . De esta forma , el Nivel de

Sesgo y el Nivel de Similitud nos dan informacion vital , para , a traves del Nivel de Sesgo conocer en que medida el modelo empirico se desvia del modelo critico ideal que en teoria supone un comportamiento de los sujetos u opciones en igualdad de oportunidad de ocurrencia , del mismo modo que el Nivel de Similitud indicaria el grado de similitud existente entre el modelo empirico y el modelo critico ideal que en teoria supone un comportamiento de los sujetos u opciones en igualdad de oportunidad de la ocurrencia . Y ademas , lo mas fundamental , es que ademas de conocer a traves del Nivel de Sesgo como el valor empirico se desvia del modelo critico ideal en teoria fundado en la igualdad de oportunidades de los sujetos u opciones , y conocer en el Nivel de Similitud el grado en que el modelo empirico se ajusta al modelo teorico fundado en la igualdad de oportunidades de ocurrencia , es tambien digno de destacar la posibilidad de poder calcular correlaciones entre estos Nivels de Sesgo y estos Niveles de Similitud a partir de utilizar en tal finalidad las correlaciones ya descritas , como las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , que seran las que utilizare en los proximos capitulos para calcular las correlaciones existentes entre los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujetos u opciones calculados en el presente capitulo . En la medida que ya he calculado las Correlaciones Promedio de , Sesgo Minimo o de Similitud , de Sujeto u Opcion , de los Niveles , de Sesgo o de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , basandome en los datos obtenidos en la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas realizado en el capitulo decimo , en los proximos capitulos me centrare en las Correlaciones Promedio , de Sesgo Minimo o de Similitud , de Sujeto u Opcion , de los Niveles de Sesgo o de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion calculadas en el presente decimo tercer capitulo , a partir de las muestras de sujetos u opciones de lso aprendizajes conceptuales de Yolanda , y de lso aprendizajes comportamentales de Yolanda a partir de las asimialciones que ha realizado del comportamiento de Silvia .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidadd

(Capitulo 14)

XXX me torturan . El XXX me pone , en los microfonos que el XXX me puso cuando yo era un recien nacido del vientre dde mi madre, con ruidos grabados por dichos microfonos de mi propio comportamiento gastrointestinal , me torturan con ruidos de respiraciones de otras personas , y me torturan cambiando de volumen y tono los ruidos en formas de ritmos musicales.La comunidad internacional debe hacer politicas de penalizacion y castigo contra el XXX , la comunidad internacional debe hacer politicas de penalizacion y castigo contra XXX . Una forma de que la comunidad internacional castigue al pais español , es que la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda cometer el escribir , y la comunidad internacional proteja a mi familia y proteja mis descubrimientos matematicos.

1º) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion y Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , y de los Niveles de Similitud de las Puntuacion Logaritmicas de sujeto u opcion

La Puntuacion Logaritmica tiene la cualidad de ser un cociente entre el logaritmo de la probabilidad empirica o codificacion del sujeto entre lo mas probable , de manera que la Puntuacion Logaritmica intenta darnos una proporcionalidad sobre cual es el comportamiento relativo del sujeto en funcion del comportamiento mas probable , en la medida que el comportamiento mas probable es el comportamiento de la muestra , entonces , el logaritmo de la probabilidad empirica de sujeto u opcion dividido entre el logaritmo de los N sujetos u opciones , con sign o negativo , supone asi , una division o cociente , en el cvual , se ofrece la proporcional que existe entre el logaritmo de la probabilidad empirica del sujeto u opcion en funcion de lo mas probable , siendo lo mas probable el logaritmo de la probabilidad teorica o el logaritmo de la media aritmetica , de manera que la proporcion existente en la Puntuacion Logaritmica es la proporcion que se puede apreciar en funcion del comportamiento individual con respecto al muestral , siendo asi esta Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion la proporcionalidad de la proporcion que existe entre el comportamiento individual localizable en el primer factor del cociente , en forma de logaritmo de la probabilidad empirica , en funcion del segundo factor del cociente , que es el logaritmo de la media aritmetica o el logaritmo de la probabilidad teorica . La Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion de esta forma nos puede ofrecer la proporcionalidad que hay entre el comportamiento individual y el muestral , un comportamiento que asi se puede obtener a traves de la teoria logaritmica que he ido analizando en el marco de la Probabilidad Imposible , desde la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad . A partir de la obtencion de la Puntuacion Logaritmica tambien podemos conocer , en que medida la proporcionalidad existente entre el comportamiento individual con respecto el muestral , se puede desviar del comportamiento ideal , o en que medida la proporcionalidad existente entre el comportamiento individual con respecto el muestral puede ser similar al comportamiento ideal . Todo comportamiento ideal es un comportamiento critico en teoria , el fundamento del comportamiento ideal y critico que en teoria matematica se establece en terminos de probabilidad , es el comportamiento que se puede establecer sobre un conjunto de opciones con igualdad de oportunidad de ocurrencia , de manera que todo comportamiento idealmente critico en teoria debe ser aquel comportamiento que se fundamente en el principio matematico de la igualdad de oportunidades de ocurrencias de las multiples opciones , presentes en el modelo matematico que se estudie . En el caso de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible, la forma de conocer con exactitud matematica cual es la medida en que un sujeto u opcion se desvia , o es similar , al comportamiento idealmente critico que en teoria supone el comportamiento en igualdad de oportunidades , es a traves de comparar el valor empirico que supone la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion con respecto un valor critico e ideal que en teoria venga

a representar el comportamiento basado en dicha igualdad de oportunidades , en que se fundamenta la teoria critica matematica . De esta forma , si normalmente , la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es igual al cociente de la probabilidad empirica o codificacion del sujeto u opcion dividido entre el logaritmo de la probabilidad teorica , o el logaritmo de la media aritmetica , entonces , la forma de establecer lo que seria en rigor la Puntuacion Logaritmica Teorica , en base a la cual deberan ser comparadas , las restantes Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , es mediante , formular la Puntuacion Logaritmica Teorica como el cociente resultante del cociente de cual seria el logaritmo de la probabilidad ideal que cada sujeto deberia tener en base a la igualdad de oportunidades , es decir , en ausencia de sesgo , entre el logaritmo de la media aritmetica o logaritmo de la probabilidad teorica , de forma que , si en una muestra tenemos una serie de sujetos , lo mas normal es que la probabilidad que idealmente en teoria deberia tener cada sujeto de ocurrencia en ausencia de sesgo seria igual al cociente , de , dividir la unidad entre el numero enesimos de sujetos , es decir , y a partir de este cociente sometiendolo a logaritmo tendriamos asi el primer factor del cociente de la Puntuacion Logaritmica Teorica que seria igual al logaritmo de la probabilidad teorica , o logaritmo de la media aritmetica , de manera que siempre la Puntuacion Logaritmica Teorica seria asi :

Puntuacion Logaritmica Teorica=Log p(xt) : - (Log(10) N) = - (Log(10) N) : - (Log(10) N) = 1

Y por tanto a partir de , calcular el Nivel de Sesgo que cada Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion mantienen con la Puntuacion Logaritmica Teorica , conoceriamos en que grado o medida , un sujeto u opcion tiende a desviarse , calculandolo a traves de la diferencia del valor empirico de sujeto u opcion con respecto del valor teorico , del modelo teorico ideal que criticamente se basaria en la igualdad de oportunidades de la ocurrencia de las multiples opciones , de manera que , a mayor Nivel de Sesgo entonces mayor desviacion presentaria el modelo empirico de sujeto u opcion con respecto al modelo idealmente critico que en teoria se pretende establecer matematicamente . Y asimismo tambien se podria tambien calcular en que medida el modelo empirico tiende a ser similar al modelo idealmente critico que en teoria se fundamenta en la igualdad de oportunidades , en base a obtener el logaritmo del cociente de dividir el valor empirico del sujeto u opcion con respecto del valor teorico idealmente critico , y a mayor aproximacion al cero , es decir , a mayor aproximacion a Probabilidad Imposible , entonces mayor similitud entre el valor empirico con respecto el valor idealmente critico en teoria . De esta forma a traves del Nivel de Sesgo se puede estudiar el grado o medida de desviacion que presenta un modelo empirico con respecto del modelo idealmente critico en teoria , asimismo como tambien con el Nivel

de Similitud se puede estudiar el grado o medida de similitud entre el valor empirico y el valor idealmente critico en teoria . Y una vez que se han calculado los grados o medidas de desvio o de similitud que pueden presentarse entre lso valores empiricos , Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , y los valores teoricos idealmente criticos , Puntuacion Logaritmica Teorica , tambien se puede estudfiar el tipo de correlaciones que pueden existir entre estos Niveles de Sesgo y estos Niveles de Similitud , utilizando para tal situacion las herramientas matematicas ya utilizadas en los casos anteriores , utilizando la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , estudiando asi que posibles correlaciones se pueden encontrar entre las multiples opciones o sujetos , que puedan aportarnos una informacion adicional , sobre el comportamiento de las variab les estudiadas en el modelo matematico propuesto , a fin asi de adquirir una ideal global del comportamiento en conjunto de las variables en sus diferentes aspectos relacionales . Si en los capitulos precedentes he ido indicando cuales eran las Correlaciones Promedio , de Sesgo Minimo o de Similitud , de Sujeto u Opcion , de los Niveles , de Sesgo o Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probables , en el presente capitulo realizare un estudio de cuales son las Correlaciones Promedio de , Sesgo Minimo o Similitud , de Sujeto u Opcion , de Niveles , de Sesgo o Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de los sujetos u opciones al haber comparado con la Puntuacion Logaritmica Teorica , utilizando para el estudio propuesto los datos obtenidos de los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , en la que no descartando ningun sujeto u opcion según superioridad de la Puntuacion Logaritmica con respecto la Desviacion Mas Probable , tuve en cuenta , todos los sujetos u opciones en cada muestra por separado , de los aprendizajes conceptuales de Yolanda sobre el clima , y los aprendizajes del comportamiento individual-social que Silvia tenia según el clima . Ahora bien , en la medida que en el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probable , se tenia en cuenta el signo negativo cuando la Puntuacion Logaritmica , Promedio o Mas Probable , Empirica era superior a la Puntuacion Logaritmica , Promedio o Mas Probable , Teorica , asi como cuando el signo era positivo cuando la Puntuacion Logaritmica , Promedio o Mas Probable , Empirica era inferior a la Puntuacion Logaritmica , Promedio o Mas Probable , Teorica , y el hecho de haber un signo positivo o negativo se tenia en cuenta en el calculo de las Correlaciones de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmmica , Promedio o Mas Probable , en la medida que , aquel sujeto u opcion del que se queria obtener su correlacion con las restantes variables , era el sujeto u opcion que en la difrencia con cada restante variable , en la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , se colocaba en primer lugar a fin de respetando el signo , negativo o positivo que tuviere , el signo pudiera asi representar una funcion matematica importante en el

calculo correlacional , aquí a continuacion , tambien se debera tener en cuenta el orden de los factores de la diferencia en la medida que se tenga en cuenta el signo , en el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion . Tambien es importanta descatar el orden de lso factores a fin de respetar la signacion adoptada en el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , ya que una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion puede diferir teniendo en cuenta el signo positivo del Nivel de Similitud de un sujeto u opcion , siendo de signo positivo cuando la Metalogaritmica simple es superior a la unidad (y es superior a la unidad cuando el segundo cociente de la Metalogaritmica Simple sera inferior a la unidad , al ser la unidad el primer factor de la Metalogaritmica Simple) , asi como que un Nivel de Similitud tiene signo negativo cuando la Metalogaritmica Simple tiene un valor inferior a la unidad (y la Metalogaritmica Simple tendra un valor inferior a la unidad , cuando el segundo factor del cociente sea superior a la unidad , dado que la unidad , como acabo de explicar , es el primer factor del cociente de dicha formula) . Ahora bien , sin embargo , y no obstante ,en la medida que en la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , sea de Niveles de Sesgo o de Niveles de Similitud , no se puede tener en cuenta el signo , dado que un logaritmo de un numero negativo es igual a Error , en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , sea de los Niveles de Sesgo o de los Niveles de Similitud se debera estimar en terminos absolutos sin tener en cuenta nunca el signo . Mientras que como acabo de mencionar siempre en la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion se debera estimar cada resultado relativamente la configuracion de los signos , negativos o positivos , segun el orden de colocacion de los factores en la diferencia .

1.1)Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas

1.1.1) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion del comportamiento de Silvia según clima : primer factor de las diferencias comportamientos de Silvia según clima , y segundo factor el comportamiento del clima

	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica del amanecer por el este	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica del rocio	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de termometro 0º	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica nubes por la mañana	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de nubes por a tarde	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de lluvia	Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion
	+0,2676	+0,0796	-0,0448	-0,2056	-0,0448	-0,2056	

Nivel de Sesgo Puntuacion Logaritmica de anorak -0,0862	(-0,0862)-(+0,2676)= -0,3538	(-0,0862)-(+0,0796)= -0,1658	(-0,0862)-(-0,0448)= -0,0414	(-0,0862)-(-0,2056)= +0,1194	(-0,0862)-(-0,0448)= -0,0414	(-0,0862)-(-0,2056)= +0,1194	((-0,3538)+(-0,1658)+(-0,0414)+(+0,1194)+(-0,0414)+(+0,1194)):6=**-0,0606**
Nivel de Sesgo Puntuacion Logaritmica de Regar -0,0862	(-0,0862)-(+0,2676)= -0,3538	(-0,0862)-(+0,0796)= -0,1658	(-0,0862)-(-0,0448)= -0,0414	(-0,0862)-(-0,2056)= +0,1194	(-0,0862)-(-0,0448)= -0,0414	(-0,0862)-(-0,2056)= +0,1194	((-0,3538)+(-0,1658)+(-0,0414)+(+0,1194)+(-0,0414)+(+0,1194)):6=**-0,0606**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de	(-0,2468)-(+0,2676)=	(-0,2468)-(+0,0796)=	(-0,2468)-(-0,0448)=	(-0,2468)-(-0,2056)=	(-0,2468)-(-0,0448)=	(-0,2468)-(-0,2056)=	((-0,5144)+(-0,3264)+(-0,202)+

paraguas -0,2468	-0,5144	-0,3264	-0,202	-0,0412	-0,202	-0,0412	(-0,0412)+ (-0,202)+ (-0,0412)):6=- **0,2212**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Loga-ritmica de calefaccion +0,0383	(+0,0383)- (+0,2676)= -0,2293	(+0,0383)- (+0,0796)= -0,0413	(+0,0383)- (-0,0448)= +0,0831	(+0,0383)- (-0,2056)= +0,2439	(+0,0383)- (-0,0448)= +0,0831	+0,0383)- (-0,2056)= +0,2439	((-0,2293)+ (-0,0413)+ (+0,0831)+ (+0,2439)+ (+0,0831)+ (+0,2439)): 6= **+0,0639**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Loga-ritmica de correr cortinas par en par +0,2264	(+0,2264)- (+0,2676)= -0,0412	(+0,2264)- (+0,0796)= +0,1468	(+0,2264)- (-0,0448)= +0,2712	(+0,2264)- (-0,2056)= +0,432	(+0,2264)- (-0,0448)= +0,2712	(+0,2264)- (-0,2056)= +0,432	((-0,0412)+ (+0,1468)+ (+0,2712)+ (+0,432)+ (+0,2712)+

							(+0,432)) :6= **+0,252**
Nivel de Sesgo Puntuacion Logaritmica de guantes +0,0383	(+0,0383)- (+0,2676)= -0,2293	(+0,0383)- (+0,0796)= -0,0413	(+0,0383)- (-0,0448)= +0,0831	(+0,0383)- (-0,2056)= +0,2439	(+0,0383)- (-0,0448)= +0,0831	+0,0383) - (-0,2056)= +0,2439	((-0,2293)+ (-0,0413)+ (+0,0831)+ (+0,2439)+ (+0,0831)+ (+0,2439)): 6= **+0,0639**

Maxima	Correr las cortinas de par en par	+0,252
Minima (mas proxima a cero)	Silvia lleve anorak y riegue las plantas	-0,0606
Minima (mayor valor negativo)	Silvia us paraguas	-0,2212
Intermedia	((+0,252)+(-0,2212)):2 =	0,0154

1.1.2) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de los Sujetos u Opciones de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de Sujeto u Opcion de aprendizajes conceptuales sobre comportamiento del clima : primer factor de las diferencias el comportamiento del clima , segundo factor de las diferencias el comportamiento de Silvia según el clima

	Nivel de Sesgo Puntuacion Logaritmica de anorak -0,0862	Nivel de Sesgo Puntuacion Logaritmica de regar -0,0862	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de paraguas -0,2468	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de calefaccion +0,0383	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de correr cortinas par en par +0,2264	Nivel de Sesgo Puntuacion Logaritmica de guantes +0,0383	Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica del amanecer por el este +0,2676	(+0,2676)- (-0,0862)= +0,3538	(+0,2676)- (-0,0862)= +0,3538	(+0,2676)- (-0,2468)= +0,5144	(+0,2676)- (+0,0383)= +0,2293	(+0,2676)- (+0,2264)= +0,0412	(+0,2676)- (+0,0383)= +0,2293	((+0,3538)+(+0,3538)+(+0,5144)+(+0,2293) +(+0,0412) +(+0,2293)):6= **<u>+0,2869</u>**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica del rocio +0,0796	(+0,0796)- (-0,0862)=	(+0,0796)- (-0,0862)=	(+0,0796)- (-0,2468)=	(+0,0796)- (+0,0383)=	(+0,0796)- (+0,2264)=	(+0,0796)- (+0,0383)=	((+0,1658)+(+0,1658) +(+0,3264) +(+0,0413)

	+0,1658	+0,1658	+0,3264	+0,0413	-0,1468	+0,0413	+(-0,1468) +(+0,0413)):6= **+0,0989**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de termometro 0º -0,0448	(-0,0448)- (-0,0862)= +0,0414	(-0,0448)- (-0,0862)= +0,0414	(-0,0448)- (-0,2468)= +0,202	(-0,0448)- (+0,0383)= -0,0831	(-0,0448)- (+0,2264)= -0,2712	(-0,0448)- (+0,0383)= -0,0831	((+0,0414)+(+0,0414) +(+0,202)+ (-0,0831)+ (-0,2712)+ (-0,0831)) :6= **-0,0254**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica nubes por la mañana -0,2056	(-0,2056)- (-0,0862)= -0,1194	(-0,2056)- (-0,0862)= -0,1194	(-0,2056)- (-0,2468)= +0,0412	(-0,2056)- (+0,0383)= -0,2439	(-0,2056)- (+0,2264)= -0,432	(-0,2056)- (+0,0383)= -0,2439	((-0,1194)+ (-0,1194)+ (+0,0412)+ (-0,2439)+ (-0,432)+ (-0,2439)) : 6= **-0,1862**

Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de nubes por a tarde 0,0448	(-0,0448)- (-0,0862)= +0,0414	(-0,0448)- (-0,0862)= +0,0414	(-0,0448)- (-0,2468)= +0,202	(-0,0448)- (+0,2264)= -0,2712	(-0,0448)- (+0,2264)= -0,2712	(-0,0448)- (+0,0383)= -0,0831	((+0,0414)+(+0,0414) +(+0,202)+ (-0,0831)+ (-0,2712)+ (-0,0831)) :6= **-0,0254**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de lluvia -0,2056	(-0,2056)- (-0,0862)= -0,119	(-0,2056)- (-0,0862)= -0,1194	(-0,2056)- (-0,2468)= +0,0412	(-0,2056)- (+0,0383)= -0,2439	(-0,2056)- (+0,2264)= -0,432	(-0,2056)- (+0,0383)= -0,2439	((-0,1194)+ (-0,1194)+ (+0,0412)+ (-0,2439)+ (-0,432)+ (-0,2439)) : 6= **-0,1862**

Maxima	El sol amanezca por el este	+0,2869
Minima (que mas se aproxima a cero)	0º en termometro y nubes por la tarde	-0,0254
Minima (mayor signo negativo)	Llueva o haya nubes por la ma	-0,1862

	ñana	
Intermedia	((+0,2869)+(-0,0254)):2=	0,1307

1.1.3) Valoraciones acerca de los resulados obtenidos en las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de comportamientos de Silvia según clima , y Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de aprendizajes conceptuales sobre el clima

- 1.1.3.1) La Maxima Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion en los Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de comportamiento de Silvia ha sido cuando Silvia , al amanecer , corria las cortinas de par en par , lo cual , en el capitulo segundo de este mismo ensayo , se pudo apreciar que , el comportamiento de correr las cortinas de par en par al levantarse Silvia al amenecer , tenia una Correlacion de Sesgo Minimo importante , es decir , una diferencia tendente a cero aproximandose asimismo a Probabilidad Imposible , con respecto de que el sol amaneciera , el cual , que el sol amaneciera era tambien una opcion o sujeto con una Correlacion de Similitud , en el capitulo tercero de este mismo ensayo , muy importante , es decir , tendente a Probabilidad Imposible , con el hecho de que Silvia corriera las cortinas de par en par al amenecer , de lo cual se deducia que , el hecho de que el sol amanezca por el este y que Silvia corra las cortinas de para en par eran sucesos muy correlacionados entre si , en donde se podria inferir por tanto una relacion correlacional en virtud de la aproxmacion a Probabilidad Imposible que presentaban , tanto en Correlacion de Sesgo Minimo como en Correlacion de Similitud . Precisamente , en este capitulo decimo tercero , se puede apreciar como tambien , siendo la Maxima Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica rlativos a los comportamientos de Silvia según el clima , el comportamiento de correr las cortinas de par en par la maxima correlacion posible en funcion y atendiendonos al empleo del signo , según ya he explicado , tambien se puede apreciar como tambien el hecho de que el sol amanezca por el este , en la muestra de aprendizajes conceptuales , es uina variable que tambien presenta la Maxima Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion. De modo que , tanto que la variable el sol amanezca por el este como la variable que Silvia corra las cortinas de par en par son variables , ambas , con Maximas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de Sujeto u Opcion , siendo en esencia en virtud de los resultados obtenidos en el mismo capitulo

segundo de este ensayo , ambas , dos variables altamente correlacionadas entre si .

- 1.1.3.2) Las Minimas en aproximacion a cero de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de los aprendizajezs conceptuales se encuentra en que el termometro marque 01 grados centigrados y haya nubes por la tarde , siendo precisamente , estos dos aprendizajes concetuales realizados por Yolanda , unos aprendizajes conceptuales , que en el capitulo segundo de este mismo ensayo tenian una Correlacion de Sesgo Minimo muy importante , es decir tendiendo a Probabilidad Imposible , aproximandose a cero , con respecto los comportamientos de Silvia según el clima relativos a llevar anorak y regar las plantas del jardin , siendo ademas tambien estas variables citadas las que en el capitulo tercero de este mismo ensayo presentan una importante Correlacion de Similitud tendente a Probabilidad Imposible , es decir , tendente a cero , siendo asi tambien que en este ensayo , se aprecia como , dentro de la muestra de comportamientos de Silvia según el clima , las Minimas en aproximacion a cero de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas , recae precisamente con que Silvia riegue las plantas y Silvia use el anorak , siendo asi dos variables correlacionadas con que haya nubes por la tarde o con que el termometro marque cero grados centigrados , que , aquí se exponen , todas estas variables correlacionadas entre si como las Minimas en aproximacion a cero de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion .

- 1.1.3.3)Las Minimas en mayor numero negativo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en el caso del comportamiento de Silvia según el clima , se localiza en el uso del paraguas , es decir , la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion del Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica de que Silvia use paraguas , es la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de un Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica con mayor valor negativo , lo cual a su vez se correlaciona , tal como se pudo observar en el capitulo segundo de este mismo ensayo , y tal cual tambien se pudo observar en el capitulo tercero de este mismo ensayo , con que el clima presente nubes por la mañana o el clima presente alguna lluvia , de forma que , el uso de paraguas se correlacionaba con que llueva o hubiera nubes por la mañana , pero es que tambien , se puede osbervar que las Minimas en mayor numero negativo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de Sujeto u Opcion en las Puntuaciones Logaritmicas de los aprendizajes conceptuales sobre el clima , tambien se puede apreciar que es precisamente , las variables que llueva o haya nubes por la mañana , las variables que igualmente presentan la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de un Nivel de Sesgo de una Puntuacion Logaritmica con mayor valor negativo . De forma que , las siguientes variables : que llueva y haya nubes por la mañana , y que Silvia use el paraguas ; son las variables que experimentan de forma

correlacionada , al mismo tiempo todas ellas , el singular comportamiento de presentar , cada una de las variables citadas de forma sincronizada , la Minima (en mayor signo negativo) Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de Sujeto u opcion , en funcion de tener las correlaciones de los terminos citados , con mayor signo negativo que las restantes variables del modelo matematico que se estudia .

1.2) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion (teniendose en cuenta directamente el resultado de la Metalogaritmica Compleja)

1.2.1) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de la muestra de comportamientos de Silvia según clima

	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica el sol amanezca por el este	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica haya rocio	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica 0º	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica nubes por la mañana	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica nubes por tarde	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Llueva	Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de Putuacion Logarimita de sujeto u opcion
	+0,1352	+0,036	-0,019	-0,0812	-0,019	-0,0812	

Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Silvia lleve anorak -0,0359	(-0,0359)- (+0,1352)= -0,1711	(-0,0359)- (+0,036)= -0,0719	(-0,0359)- (-0,019)= -0,0169	(-0,0359)- (-0,0812)= +0,0453	(-0,0359)- (-0,019)= -0,0169	(-0,0359)- (-0,0812)= +0,0453	((-0,1711)+ (-0,0719)+ (-0,0169)+ (+0,0453)+ (-0,0169)+ (+0,0453)) : 6 = **-0,031**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Silvia riegue -0,0359	(-0,0359)- (+0,1352)= -0,1711	(-0,0359)- (+0,036)= -0,0719	(-0,0359)- (-0,019)= -0,0169	(-0,0359)- (-0,0812)= +0,0453	(-0,0359)- (-0,019)= -0,0169	-0,0359)- (-0,0812)= +0,0453	((-0,1711)+ (-0,0719)+ (-0,0169)+ (+0,0453)+ (-0,0169)+ (+0,0453)) : 6 = **-0,031**
Nivel de Similitud de Puntuacion Loga-	(-0,0957)-	(-0,0957)-	(-0,0957)- (-0,019)=	(-0,0957)-	(-0,0957)- (-0,019)=	(-0,0957)-	((-0,2309)+ (-0,1317)+

ritmica Silvia use paraguas -0,0957	(+0,1352)= -0,2309	(+0,036)= -0,1317	-0,0767	(-0,0812)= -0,0145	-0,0767	(-0,0812)= -0,0145	(-0,0767)+ (-0,0145)+ (-0,0767)+ (-0,0145)) : 6 = **-0,0908**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Silvia enciend a la calefaccion +0,0169	(+0,0169)- (+0,1352)= -0,1183	(+0,0169)- (+0,036)= -0,0191	(+0,0169)- (-0,019)= +0,0021	(+0,0169)- (-0,0812)= +0,0643	(+0,0169)- (-0,019)= +0,0021	(+0,0169)- (-0,0812)= +0,0643	((-0,1183)+ (-0,0191)+ (+0,0021)+ (+0,0643)+ (+0,0021)+ (+0,0643)) : 6 = **-0,0007**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Silvia corra	(+0,1114)- (+0,1352)=	(+0,1114)- (+0,036)=	(+0,1114)- (-0,019)= +0,1304	(+0,1114)- (-0,0812)=	(+0,1114)- (-0,019)= +0,1304	(+0,1114)- (-0,0812)=	((-0,0238)+ (+0,0754)+ (+0,1304)+

cortinas de par en par +0,1114	-0,0238	+0,0754		+0,1926		+0,1926	(+0,1926)+ (+0,1304)+ (+0,1926)) : 6 = **+0,1162**
Nivel de Similitud de Puntuacion Loga-ritmica Silvia use guantes +0,0169	(+0,0169)- (+0,1352)= -0,1183	(+0,0169)- (+0,036) = -0,0191	(+0,0169)- (-0,019)= +0,0021	(+0,0169)- (-0,0812)= +0,0643	(+0,0169)- (-0,019)= +0,0021	(+0,0169)- (-0,0812)= +0,0643	((-0,1183)+ (-0,0191)+ (+0,0021)+ (+0,0643)+ (+0,0021)+ (+0,0643)) : 6 = **-0,0007**

Maxima	Silvia corra las cortinas de par en par	+0,1162
Minima (mayor proximidad a cero)	Silvia encienda la calefaccion y use guantes	-0,0007
Minima (mayor signo negativo)	Silvia use paraguas	-0,0908
Intermedia	((+0,1162)+(-0,0908)):2=	0,0127

1.2.2) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de la muestra de aprendizajes conceptuales sobre el clima realizados por Yolanda

Esta correlacion asimismo como las restantes que aun quedan por realizar , las terminare , en el siguiente capitulo , en el cual tambien hare las valoraciones oportunas a lso resultados obtenidos en las tablas .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primra parte : Asimilacion y Probabilidad

(Capitulo 15)

XXX me torturan , con ruiddos que me ponen los microfonos que instalaron en mis oidos , poniendome ruidos de mi propio comportamiento gastrointestinal previamernte grabado a traves de esos microfonos , y con ruidos de respiracion de otras personas , asi como el XXX me tortura cambiando tonos y volumenes de los ruidos . La comunidad internacional debe hacer politicas de penalizacion y castigo contra el XXX , la comunidad internacional debe hacer politicas de penalizacion y castigo contra XXX . Una forma de que la comunidad internacional pueda castigar al pais español es mediante , que la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda tener al escribir , y la comunidad internacional protteja a mi familia y mis descubrimientos matematicos.

1º)Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de la muestra de aprendizajes conceptuales sobre el clima realizados por Yolanda , y Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en ambas muestras , y Correlaciones Promedio de

Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en ambas muestras

El Nivel de Sesgo indica cual es el grado o medida en que el modelo empirico se desvia del modelo critico ideal en teoria , siendo el modelo critico ideal en teoria aquel en el cual el comportamiento idealmente critico en teoria de las opciones o sujetos s, e establece en virtud de la igualdad de oportunidades de ocurrencia de dichos comportamientos de sujetos u opciones . De forma que a parttir de poder comparar un valor empirico del modelo empirico , ya sea la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , o la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , con respecto un valor teorico del modelo teorico , siendo el valor teorico siempre idealmente critico , que pudiera ser ya bien la Puntuacion Logaritmica Teorica , o la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , se pudieran establecer los diferenciales , es decir , las diferencias entre dichos valores empiricos con respecto de dichos valores teoricos , pudiendo asi poderse establecer en que grado o medida se produce una desviacion en el modelo empirico con respecto del modelo teorico idealmente critico . En esta obtencion del Nivel de Sesgo , para tener una idfea adecuada de la dotacion de signo , positivo o negativo , en los respectos diferenciales obtenidos en las operaciones , se hace necesario , que como primer factor de la diferencia se encuentra el valor teorico al cual se le resta , como segundo factor de la diferencia , el valor empirico , de manera que normalmente a mayor Nivel de Sesgo mayor desviacion con respecto del modelo teorico , ya sea a mayor dsviacion n el signo negativo como a mayor desviacion en el signo positivo , dado que a mas proximidad a cero se interpretara como mas aproximacion , tanto en sentido negativo como positivo , a la Probabilidad Imposible que es el criterio de establecimiento de ajuste ideal entre modelo empirico e ideal. Es decir , un Nivel de Sesgo que fuera igual a Probabilidad Imposible indicaria que el sujeto u opcion tiene un compotamiento que se ajusta al comportamiento que en teoria deberia ser critico idealmente . De igual forma , a partir de obtener los valores empiricos y los valores teoricos , que se presuponen como el compotamiento critico ideal , asimismo tambien se puede estimar cual es el Nivel de Similitud entre el modelo empirico y el modelo teorico en funcion , de operar , el cociente del valor teorico dividido entre el valor empirico , y al resultado de dicho cociente poder transformarlo en un logaritmo , para lo cual , es indispensable , que en la realizacion del cociente no se tenga en cuenta el signo dado que sino un logaritmo de signo negativo daria como resultado logicamente Error , y por tanto prescindiendo del signo negativo o positivo en la elaboracion del cociente , normalmente siempre , la interpretacion sera asi : a

mayor aproximacion al cero , es decir , a mayor aproximacion a Probabilidad Imposible , que pueda tener el logaritmo resultante normalmente se estimara , que el sujeto u opcion perteneciente dicho Nivel de Similitud sera un sujeto u opcion que se ajusta a un comportamiento en teoria critico idealmente . Ahora bien si en el proceso de obtencion del Nivel de Similitud normalmente nunca se tendra en cuenta el signo de los valores que apareceran en los factores del cociente , por el contrario , si el resultado del logaritmo resultante aparece ser de signo negativo o positivo , si sera realmente importante poder tener en cuenta posteriormente al realizarse las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud que se hayan obtenido en cualquiera de las modalidades , comparativas , entre modelos empiricos con respecto modelos teoricos , dado que en las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo , y en las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud , ya fueren de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , o de las Puntuaciones Logaritmicas , Promedio o Mas Probable , si es importante atender a la naturaleza del signo positivo o negativo que puderan tener dichos valores diferenciales o de similitud . De manera que asi se obtendria , en las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcionun valor relativo al signo , y en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , un valor absoluto sin signo , siendo asimismo de vital relevancia el calculo de las correlaciones de los Niveles de Sesgo , y el calculo de los Niveles de Similitud , en funcion de obtener parametros estimativos del comportamiento individual según diferencia o similitud con respecto valor teorico , que pueda ser puesto en relacion a los restantes sujetos u opciones presentes en el modelo matematico que se investigue , a fin de poder recopilar cuanta mas informacion mejor para la elaboracion de una idea global sobre el comportamiento del modelo , en cualquiera de sus aspectos fundamentales . En el capitulo decimo cuarto anterior , en este tipo de ejercicio que acabo de describir , estuve realizando el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , por separado tanto de la muestra de comportamietos de Silvia según el clima , como de aprendizajes conceptuales sobre el clima realizados por Yolanda , asimismo tambien calcule la Correlacion Promedio de Similitud de los Sujetos u Opciones de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion relativas al comporamiento de Silvia ssegúnel clima , dejando para el presente capitulo , las demas formas correlacionales Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de la muestra de aprendizajes conceptuales , Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en ambas tablas , y Correlaciones Promedio de Similitud u opcion de Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion, enunciadas en el mismo epigrafe de este capitulo decimo quinto , asi pues empezare a calcular las tablas pertinentes

indicando las valoraciones oportunas en el momento adecuado a fin de asi adquirir una reflexion inequivoca sobre los resultados obtenidos en las tablas :

1.1)Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de la muestra de aprendizajes conceptuales

	Nivel de Similitud de Puntuacion Logarimica de Silvia lleve anorak	Nivel de Similitud de Puntuacion Logarimica de Silvia riegue	Nivel de Similitud de Puntuacion Logarimica de Silvia use paraguas	Nivel de Similitud de Puntuacion Logarimitica de Silvia use calefaccion	Nivel de Similitud de Puntuacion Logarimtica Silvia corra cortinas de par en par	Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica de Silvia use guantes	Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion
	-0,0359	-0,0359	-0,0957	+0,0169	+0,1114	+0,0169	

Nivel de Similitud de Puntuacion Logarimitica amanezca por el este +0,1352	(+0,1352)- (-0,0359)= +0,1711	(+0,1352)- (-0,0359)= +0,1711	(+0,1352)- (-0,0957)= +0,2309	(+0,1352)- (+0,0169)= +0,1183	(+0,1352)- (+0,1114)= +0,0238	(+0,1352)- (+0,0169)= +0,1183	((+0,1711)+(+0,1711)+(0,2309)+ (0,1183)+ (+0,0238)+ (+0,1183)) : 6 = **+0,1389**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica de que haya rocio +0,036	(+0,036)- (-0,0359)= +0,0719	(+0,036)- (-00359)= +0,0719	(+0,036)- (-0,0957)= +0,1317	(+0,036)- (+0,0169)= +0,0191	(+0,036)- (+0,1114)= -0,0754	(+0,036)- (+0,0169)= +0,0191	((+0,0719)+(+0,0719) +(0,1317) (+0,0191)+ (-0,0754)+ (+0,0191)) : 6 = **+0,0397**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica del	(-0,019)- (-0,0359)=	(-0,019)- (-0,0359)=	(-0,019)- (-0,0957)=	(-0,019)- (+0,0169)=	(-0,019)- (+0,1114)=	(-0,019)- (+0,0169)=	((+0,0169)+(+0,0169)+(+0,0767)+(-0,0359)

termometro marque 0º -0,019	+0,0169	+0,0169	+0,0767	-0,0359	-0,1304	-0,0359	+(-0,1304) +(-0,0359)) : 6 = **-0,0152**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica de nubes por la mañana -0,0812	(-0,0812)- (-0,0359)= -0,0453	(-0,0812)- (-0,0359)= -0,0453	(-0,0812)- (-0,0957)= +0,0145	(-0,0812)- (+0,0169)= -0,0981	(-0,0812)- (+0,1114)= -0,1926	(-0,0812)- (+0,0169)= -0,0981	((-0,0453)+ (-0,0453)+ (+0,0145)+ (-0,0981)+ (-0,1926)+ (-0,0981)) : 6 = **-0,0774**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica de nubes por la tarde	(-0,019)- (-0,0359)= +0,0169	(-0,019)- (-0,0359)= +0,0169	(-0,019)- (-0,0957)= +0,0767	(-0,019)- (+0,0169)= -0,0359	(-0,019)- (+0,1114)= -0,1304	(-0,019)- (+0,0169)= -0,0359	((+0,0169)+(+0,0169)+(+0,0767)+(-0,0359) +(-0,1304) +(-0,0359)) : 6 =

-0,019							**-0,0152**
Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica de lluvia -0,0812	(-0,0812)- (-0,0359)= -0,0453	(-0,0812)- (-0,0359)= -0,0453	(-0,0812)- (-0,0957)= +0,0145	(-0,0812)- (+0,0169)= -0,0981	(-0,0812)- (+0,1114)= -0,1926	(-0,0812)- (+0,0169)= -0,0981	((-0,0453)+ (-0,0453)+ (+0,0145)+ (-0,0981)+ (-0,1926)+ (-0,0981)) : 6 = **-0,0774**

Maxima	El sol amanezca por el este	+0,1389
Minima (en aproximacion a cero)	El termometro marque 0º y haya nubes por la tarde	-0,0152
Minima (en mayor numero negativo)	Haya nubes por la mañana y llueva	-0,0774
Intermedia	((+0,1389)+(-0,0774)):2=	0,03075

- 1.1.1)Valoraciones acerca de los resultados obtenidos en las tablas de , Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de los comportamientos de Silvia según el clima , y Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de los aprendizajes conceptuales sobre el clima realizads por Yolanda

- 1.1.1.1) La Maxima Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles d Similitud de Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de comportamientos de Silvia segun el clima recaia sobre la variable : Silvia corriera las cortinas de par en par al desputar el sol por el este al amanecer ; la cual en los capitulos segundo y tercero de este mismo ensayo , en los pertinentes resultados obtenidos de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion y las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , normalmente , tenia una alta tasa de correlacion con la variable : que el sol amaneciera por el este ; lo cual tambien en este estudio ahora mismo realizado se puede observar , al poder detectarse que , la Maxima Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de lso aprendizajes conceptuales que sobre el clima ha realizado Yolanda , se encuentra en la variable : que el sol amanezca por el este . De manera que se puede apreciar de forma singular que , normalmente , las variables correlacionadas : que el sol amanezca por el este y Silvia corra las cortinas de par en par ; ambas son variables que ademas tambien presentan Maximas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , cada variable en su muestra correspondiente . Siendo asi esta regularidad una ventaja que permite considerar , la idoneidad del modelo matematico aquí descrito dentro de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible como un metodo matematico , ideal , y capaz , de poder apreciar correlaciones entre variables en la naturaleza , que permitan asi obtener una idea aproximada del comportamiento de los fenomenos naturales en funcion de sus relaciones correlacionales , y asimismo tambien permite obtener una capacidad para crear Aprendizaje Artificial , para una modificacion sustancial de los niveles de inteligencia iniciales en sistemas de Afectividad Artificial , y sistemas de Inteligencia Artificial , que permitan implementar programas de modificacion de la inteligencia en sistemas roboticos que puedan , al mismo tiempo , modificar autonamente su inteligencia independientemente de cualquier otra presencia humana , al tiempo que pueden mejorar los sistemas operativos de inteligencia .

- 1.1.1.2) Las Minimas Correlaciones en aproximacion al cero dentro de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de aprendizajes conceptuales realizados por Yolanda , es precisamente correspondiente a las variables : haya nubes por la tarde y el termometro marque cero grados centigrados. Cuando tambien se puede comprobar que , las Minimas Correlaciones en aproximacion al cero dentro de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Nivles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion en comportamientos de Silvia según el clima eran las variables : Silvia encendiera la calefaccion y Silvia llevara guantes . Ahora bien , sin embargo , en los capitulos segundo y tercero de este mismo ensayo se pudo apreciar como en las Correlaciones de Sesgo Minimo o Correlaciones de Similitud , se anotaba como precisamente encender la

calefaccion y llevar guantes normalmente correlacionaban de forma un tanto diferente , según fuere en Correlaciones de Sesgo Minimo o Correlaciones de Similitud . En el segundo capitulo de este mismo ensayo , encender la calefaccion correlacionaba mucho con que hubiera rocio por las mañanas y poco con que hubiera salido el sol por el este al igual que tambien que Silvia usara guantes correcionaba mucho con que hubiera rocio por las mañanas y poco con que el hubiera salido el sol por el este. Sin embargo en el capitulo tercero : encender la calefaccion seguia correlacionando mucho con que hubiera rocio en las plantas sin embargo , ahora correcionaba menos con que lloviera y con que hubiera nubes por la mañana . Tal como deje indicado en los capitulos segundo y tercero el comporamiento de Silvia de encender la calefaccion y usar guantes , era un comportamiento que presentaba correlaciones un tanto diferentes , especialmente en el caso de baja correlacion , según se utilizase la Correlacion de Sesgo Minimo o la Correlacion de Similitud . De igual forma ahora lo que se puede encontrar es que , en terminos de Minimas correlaciones en aproximacion al cero dentro de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en cada muestra , ya fuere en muestra de comportamientos de Silvia según el clima o aprendizajes conceptuales de Yolanda realizados a partir del comportamiento del clima , se puede apreciar que : las Minimas correlaciones en aproximacion corresponden a las siguientes variables , que Silvia encienda la calefaccion , que Silvia use guantes , que el termometro marque cero grados centigrados y haya nubes por la tarde , siendo esto sintomatico , dado que normalmente , una actitud como ponerse guantes al salir de casa es algo muy frecuentemente normalmente cuando el termometro indica bajas temperaturas o hay presencia de nubes . En general , lo que se puede apreciar , es que las variables comportamentales de Silvia : que Silvia encienda la calefaccion o que Silvia use guantes , son variables que todavia persisten en plantear un comportamiento , del cual si es de gran interes obtener cuanta mas informacion posible , para obtener una idea cuanto mas ajustada mejor sobre sus multiples relaciones correlaciones con las multiples opciones planteadas , en el presente modelo de asimilaciones matematicas.

- 1.1.1.3) Las Minimas Correlaciones en virtud de mayor valor negativo , en las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de los aprendizajes conceptuales sobre el clima realizados por Yolanda recaen en : que haya nubes por la mañana y que llueva ; de forma que , si normalmente las variables citadas : que haya nubes por la mañana y que llueva ; son variables que en los capitulos segundo y tercero de este mismo ensayo , tanto en la Correlacion de Sesgo Minimo como en la Correlacion de Similitud , eran variables que solian tener altas correlaciones , con el comportamiento de Silvia de usar paraguas , dentro de los comportamientos de Silvia según el clima , tambien ahora se puede apreciar , que , si , en las Mnimas Correlaciones por mayor numero negativo presentes en las Correlaciones Promedio de Sesgo

Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de los aprendizajes conceptuales sobre el clima , realizados por Yolanda , que llueva y que haya nubes por la mañana son las variables que presentan mayor valor ngativo , tambien este comportamiento se corresponde con que , dentro de las Minimas Correlaciones en virtud de mayor valor negativo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de los comportamientos de Silvia ssegúnel clima , prcisamente el comportamietno de Silvia de usar paraguas , es aquel comportamiento que presenta un mayor valor negativo , siendo asi , que las siguientes variables citadas : que Silvia use paraguas , que haya nubes por la mañana y llueva ; son las variables que presentan , cada variable en su respectiva muestra , una Minima Correlacion según mayor valor negativo , en las respectivas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion en cada muestra respectiva cada variable señalada . De manera que , es de inter recalcar que las mismas variables que se encontraban fuertemente correlacionadas en los capitulos segundo y tercero de este mismo ensayo , son las mismas variables que tambien presentan una importante Minima Correlacion según mayor valor negativo de las respectivas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de Puntuaciones Logairtmicas de sujeto u opcion , cada variable en su respectiva muestra .

1.2) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo y de Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , calculadas en el capitulo 13

1.2.1)Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de Sujeto u opcion en aprendizajes conceptuales del clima y comporamientos de Silvia según el clima

Debido que en las estimaciones oportunas en correspondencia con las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntauciones

Logaritmicas de cada muestra en cada caraible aquí ya no es necesaria la estimacion según signo , dado que , un logaritmo de un valor negativo es igual en la calculadora a Error , aquí por tanto , las estimaciones de las Correlaciones PROMEDIO DE Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , de cada muestra , se calcularan en una misma tabla , creando para tan fin , unicamente , una fila inferior en donde se recojan los promedios de las variables que se hayan colocado en la primera fila de la tabla , al igual que en la ultima columna de la tabla se recogen los promedios de las variables de la primera columna de la tabla , al igual , que habia ido desarrollando , en los capitulos segundo y tercero , recogiendo en la ultima fila y la ultima columna , los promedios correspondiente a las variables en que se encontraran adscritas las celdas de dichas columnas y dichas filas . En la medida que tomare el valor numerico resultante del logaritmo como un valor en terminos absolutos , sin tener en consideracion el signo que pudiera aparecer , por tanto tampoco ese estimara de escasa importancia cual ser la ordenacion de los factores en la obtencion del cociente , ya que el signo del logaritmo se tomara como irrelevante al unicamente ser de interes el valor numerico del dato a expensas del signo que pueda tener :

	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica amanecer el sol por el este +0,2676	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de rocio +0,0796	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica del termometro marque 0º -0,0448	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de nubes por mañana -0,2056	Nivel de Sesgo de PuntuacionLogaritmica de nubes por la tarde -0,0448	Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de lluvia -0,2056	Correlacion Promedio Similitud de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion de comporta-miento Sil-via según clima
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Silvia	Log(10) (0,0862: 0,2676)=	Log(10) (0,0862: 0,0796)=	Log(10) (0,0862: 0,0448)=	Log(10) (0,0862: 0,2056)=	Log(10) (0,0862: 0,0448==	Log(10) (0,0862: 0,2056)=	1,8498:6 =

lleve anorak -0,0862	0,4919	0,0345	0,2842	0,3775	0,2842	0,3775	**0,3083**
Nivel de Sesgo de Puntuacio Loga-ritmica Silvia riegue -0,0862	Log(10) (0,0862: 0,2676)= 0,4919	Log(10) (0,0862: 0,0796)= 0,0345	Log(10) (0,0862: 0,0448)= 0,2842	Log(10) (0,0862: 0,2056)= 0,3775	Log(10) (0,0862: 0,0448= = 0,2842	Log(10) (0,0862: 0,2056)= 0,3775	1,8498:6 = **0,3083**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Loga-ritmica Silvia use paragua s -0,2468	Log(10) (0,2468: 0,2676)= 0,0351	Log(10) (0,2468: 0,0796)= 0,4914	Log(10) (0,2468: 0,0448)= 0,741	Log(10) (0,2468: 0,2056)= 0,0793	Log(10) (0,2468: 0,0448)= 0,741	Log(10) (0,2468: 0,2056)= 0,0793	**2,1671:6** = **0,3611**
Nive de Sesgo de Puntuacion Loga-ritmica de Silvia enciend a calefacc ion +0,0383	Log(10) (0,0383: 0,2676)= 0,8442	Log(10) (0,0383: 0,0796)= 0,3177	Log(10) (0,0383: 0,0448)= 0,068	Log(10) (0,0383: 0,2056)= 0,7298	Log(10) (0,0383: 0,0448)= 0,068	Log(10) (0,0383: 0,2056)= 0,7298	2,7575:6 = **0,4595**
Nivel de Sesgo de							

Puntuacion Logaritmica de Silvia corra cortinas de par en par +0,2264	Log(10) (0,2264: 0,2676)= 0,0726	Log(10) (0,2264: 0,0796)= 0,4539	Log(10) (0,2264: 0,0448)= 0,7035	Log(10) (0,2264: 0,2056)= 0,0418	Log(10) (0,2264: 0,0448)= 0,7035	Log(10) (0,2264: 0,2056)= 0,0418	2,0171:6 = **0,3361**
Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de Silvia use guantes +0,0383	Log(10) (0,0383: 0,2676)= 0,8442	Log(10) (0,0383: 0,0796)= 0,3177	Log(10) (0,0383: 0,0448)= 0,068	Log(10) (0,0383: 0,2056)= 0,7298	Log(10) (0,0383: 0,0448)= 0,068	Log(10) (0,0383: 0,2056)= 0,7298	2,7575:6 = **0,4595**
Correlacion Promedio Similitud de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto opcion aprendiz	2.7799:6 = **0,4633**	1,6497:6 = **0,2749**	2,1489:6 = **0,3581**	2,3357:6 = **0,3892**	2,1489:6 = **0,3581**	2,3357:6 = **0,3892**	

ajeconceptual climatico							

Muestra de comportamientos de Silvia según clima		
Maxima	Silvia encienda la calefaccion y se ponga guantes	0,4595
Intermedia	(0,4595 + 0,3083):2 =	0,3839
Minima	Silvia se ponga el anorak y riegue las plantas	0,3083
Muestra de aprendizajes conceptuales de Yolanda		
Maxima	El sol amanezca por el este	0,4633
Intermedia	(0,4633 + 0,2749) : 2 =	0,3691
Minima	Haya rocio en las plantas	0,2749

- 1.2.1.1) Valoraciones sobre la tabla de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , tanto en la muestra d comportamientos de Silvia según el clima , como en la muestra de aprendizajes conceptuales de Yolanda :

  - 1.2.1.1.1) La Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logritmicas de sujeto u opcion de la muestra de comportamientos de Silvia según el clima ha recaido en la variable : Silvia encienda la calefaccion y Silvia se ponga guantes ; y la Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion de la muestra de aprendizajes conceptuales de Yolanda ha recaido en la variable : que el sol amanezca por el este ; sin embargo , precisamente , tal como se pudo apreciar en los capitulos segundo y tercero de este mismo ensayo no existia una correlacion importante , mas bien , habia una escasa correlacion , es decir , habia poca correlacion , entre el comportamiento de Silvia de encender la calefaccion y ponerse guantes

al salir a la calle con respecto que el sol amaneciera por el este , siendo en los capitulos segundo y tercero de este capitulo variables independientes unas de otras , cuando , de forma un tanto singular , en la comprobacion de las Maximas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , cada variable en su respectiva muestra , se obtiene que estas dos variables escasamente correlacionadas entre si mutuamente son sin embargo , las dos variables , que en el estudio realizado presentan una Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , siendo asi los resultados en esta tabla obtenidos , una informacion util para tener una perspectiva mas sobre el comportamiento de los sujetos u opciones en funcion de diferentes tecnicas a emplear , viendo asi un comportamiento diferente entre los sujetos , según la tecnica diferente que se use , que puede ser asi importante , usar diversas tecnicas sobre los mismos sujetos , para obtener multiples puntos de vistas que sean referentes diversos sobre los comportamientos de los sujetos u opciones en diferentes tecnicas matematicas , aportandonos asi cada tecnica matmatica una perspectiva diferente sobre el comportamiento de dichos sujetos y opciones , que puede servir de enriquecimiento en las valoraciones que de los comportamientos de los sujetos u opciones pudiera establecerse a raiz de las distintas persectivas presentadas .

- 1.2.1.1.2) Las Minimas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de los sujetos u opciones corresponden , en cada muestra , a las siguientes variables : en la muestra de comportamientos de Silvia según el clima se aprecia como , la Minima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , es detentada por la variable Silvia rigue las plantas y se ponga anorak , y en la muestra de aprendizajes climaticos realizados por Yolanda se aprecia que , la Minima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , es dentada por la variable que haya rocio en las plantas . Las variables : que Silvia se ponga el anorak , que Silvia rigue las plantas , que haya rocio en las plantas , eran variables que en los capitulos segundo y tercero d este mismo ensayo no presentaban ninguna correlacion alta o baja , sino que se encontraban en correlaciones intermedias entre la oscilacion que se plantea entre la alta correlacion , de una variable con otra variable en maxima aproximacion a Probabilidad Imposible , y la correlacion baja , la correelacion mas baja de una variable con otra variable mas distantes de la Probabilidad Imposible , de manera que , aquí , se puede apreciar , como tres variables que entre si plantean correlaciones intermedias en los capitulos segundo y tercero , son las variables que presentan , cada una en su respectiva muestra , al mismo tiempo , los indices de Minima Correlacion de Similitud de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuacion Logritmica de sujeto u opcion , que fueron ya establecidos en el capitulo decimo tercero , de este mismo ensayo , ofreciendonos de esta forma , este comportamiento , en la

tabla realizada , un comportamiento de los sujetos u opciones que no se habia apreciado en otras tablas , siendo asi por tanto el calculo de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logairtmicas de los sujetos u opciones , un tipo de tecnica matematica que permite asi poder ofrecer otro punto de vista alternativo , sobre cual es el comportamiento de los sujetos u opciones entre si , de manera que para poder tener asi una idea calra y distinta sobre el comporamiento real y objetivo de los sujetos u opciones , estas tecnicas que ofrecen una vision diferente , sobre los comporttamientos de sujetos u opciones , puede permitir presentar un referente nuevo en el cual poder encontrar comportamientos diferentes , que puedan suponer un enriquecimiento sobre nuestra comprension del comportamiento real de los sujetos u opciones , dentro del modelo matematico que se investigue .

1.2.2) Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion

	Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica el sol amanezca por el este +0,1352	Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Haya rocio +0,036	Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica termometro marque 0º -0,019	Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Nubes por mañana -0,0812	Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Nubes por la tarde -0,019	Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Llueva -0,0812	Correlacion Promdio de Similitud de Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica de comportamientos Silvia
Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Silvia leve anorak -0,0359	Log(10) (0,0359: 0,1352)= 0,5758	Log(10) (0,0359: 0,036)= 0,0012	Log(10) (0,0359: 0,019)= 0,2763	Log(10) (0,0359: 0,0812)= 0,3544	Log(10) (0,0359: 0,019)= 0,2763	Log(10) (0,0359: 0,0812)= 0,3544	1,8384:6 = **0,3064**
Nivel de Similitud de la Puntuacion Loga-	Log(10) (0,0359:	Log(10) (0,0359:	Log(10) (0,0359:	Log(10) (0,0359:	Log(10) (0,0359:	Log(10) (0,0359:	1,8384:6 =

ritmica Silvia riegue -0,0359	0,1352)= 0,5758	0,036)= 0,0012	0,019)= 0,2763	0,0812)= 0,3544	0,019)= 0,2763	0,0812)= 0,3544	**0,3064**
Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Silvia use paraguas -0,0957	Log(10) (0,0957: 0,1352)= 0,15	Log(10) (0,0957: 0,036)= 0,4246	Log(10) (0,0957: 0,019)= 0,7021	Log(10) (0,0957: 0,0812)= 0,0713	Log(10) (0,0957: 0,019)= 0,7021	Log(10) (0,0957: 0,0812)= 0,0713	2,1214:6 = **0,3535**
Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Silvia enciend a calefaccion +0,0169	Log(10) (0,0169: 0,1352)= 0,903	Log(10) (0,0169: 0,036)= 0,3284	Log(10) (0,0169: 0,019)= 0,0508	Log(10) (0,0169: 0,0812)= 0,6816	Log(10) (0,0169: 0,019)= 0,0508	Log(10) (0,0169: 0,0812)= 0,6816	2,6962:6 = **0,4493**
Nivel de Similitud de la	Log(10)	Log(10)	Log(10)	Log(10)	Log(10)	Log(10)	

Puntuacion Logaritmica Silvia corra cortinas de par en par +0,1114	(0,1114: 0,1352)= 0,084	(0,1114: 0,036)= 0,4905	(0,1114: 0,019)= 0,7681	(0,1114: 0,0812)= 0,1373	(0,1114: 0,019)= 0,7681	(0,1114: 0,0812)= 0,1373	2,3853:6 = **0,3975**
Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Silvia use guantes +0,0169	Log(10) (0,0169: 0,1352)= 0,903	Log(10) (0,0169: 0,036)= 0,3284	Log(10) (0,0169: 0,019)= 0,0508	Log(10) (0,0169: 0,0812)= 0,6816	Log(10) (0,0169: 0,019)= 0,0508	Log(10) (0,0169: 0,0812)= 0,6816	2,6962:6 = **0,4493**
Correlacion Promedio de Similitud de Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica de aprendizaje	3,1916:6 = **0,5319**	1,5743:6 = **0,2623**	2,1244:6 = **0,354**	2,2806:6 = **0,3801**	2,1244:6 = **0,354**	2,2806:6 = **0,3801**	

concept ual clima							

Muestra de comportamientos de Silvia según clima		
Maxima	Silvia encienda la calefaccion y se ponga los guantes	0,4493
Intermedia	(0,4493 + 0,3064) : 2 =	0,3778
Minima	Silvia se ponga anorak y riegue las plantas	0,3064
Muestra de aprendizajes conceptuales efectuados por Yolanda		
Maxima	El sol amanezca por el este	0,5319
Intermedia	(0,5319 + 0,2623) : 6 =	0,3971
Minima	Haya rocio en las plantas	0,2623

La valoracion de la tabla ahora mismo realizada , a continuacion , la expondre , en el siguiente capitulo decimo sexto .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidad

(Capitulo 16)

XXX a mi me tortura usando al XXX aumenta la tortura contra mi persona . Si en este capitulo al escribir yo tengo alguna incorreccion , ruego a la comunidad internacional que sea comprensiva, y ruego a la comunidad internacional que proteja la seguridad de mi familia , y proteja la seguridad de mis descubrimientos matematicos.

1º) Valoraciones de la tabla de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en ambas muestras , tanto de comportamiento de Silvia según el clima , como de aprendizajes conceptuales de Yolanda sobre clima

- 1.1) Las Maximas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en la muestra de comportamientos de Silvia según el clima , se detectan en las siguientes variables : que Silvienda la calefaccion , y que Silvia se ponga los guantes para tener las manitas calentitas , al salir a la calle . Precisamente estos dos mismas variables eran las que tambien dtectaban la Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Nivel de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion en la muestra de comportamientos de Silvia según el clima . De manera que se puede asi constantar que , tanto la variable que Silvia encienda la calefaccion como la variable Silvia use guantes , ambas variables presentas Maximas Correlaciones , tanto en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , como tambien en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion .

De forma que la presncia de una regularidad matmatica en las Maximas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , tanto en Niveles deSesgo como en Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas , presenta una ventaja , para asi poder obtener una informacion que pudiendo aportar una perspectiva difrente a las perspectivas anteriores , sin embargo tambien presenta un comporamiento regular sistematico , que facilita el proceso de interpretacion matematica , vital para poder obtener herramientas matematicas utiles , en el estudio cientifico de la ocurrencia de sucesos naturales en la realidad dada . De igual forma , si en el caso de la muestra de comportamientos de Silvia según el clima se aprecia esta regularidad sistematica en el caso de las Maximas Correlaciones , tambien es digno de destacar que , en el caso de la muestra de aprendizajes conceptuales realziados por Yolanda , se puede apreciar , como la Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcioon , recae precisamente en la variable : que el sol amanezca por el este . Precisamente tambien la variable que el sol saliera por el este , era la variable que , dentro de la muestra de aprendizajes conceptuales realizados por Yolanda , en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , ra tambien la variable que sl sol amaneciera por el este , la variable que presentaba la Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion . De manera que se puede constantar por tanto que , en la muestra relativa a los aprendizajes conceptuales realizados por Yolanda sobre el clima , la variable : que el sol amanezca por el este ; es una variable que presenta Maxima Correlacion , tanto en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de , los Niveles de Sesgo como de los Niveles de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en su muestra respectiva . Tambien es digno de destacar que sin embargo , en los capitulos segundo y tercero de este mismo ensayo se podia apreciar de forma singular que normalmente , la variable que el sol amaneciera por el este , no presentaba correlacion importante con las variable comportamentales de Silvia según el clima , como era que Silvia encendiera la calefaccion o que Silvia usara guantes , de lo cual , se deriva , que en terminos de Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles , de Sesgo o de Similitud , de Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , el hecho de que dos variables de muestras diferentes , sin embargo presenten una Maxima Correlacion , siendo dos variables en principio entre si mutuamente escasamente correlacionadas , es un hecho que en si mismo guarda una logica coherencia en funcion de que , se pueden tratar de dos variables fundamentales en el modelo matematico que se diseña , y entre si no obstante presentar escasa correlacion . De lo cual se deriva que en cierta forma o sustancia , la Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles , de Sesgo o de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opion , independientemente de si dos variables esten o no mutualmente correlacionadas , nos puede dar informacion esencial para la comprension de la dinamica global del modelo en funcion de , variables escasamente correlacionadas pero que en realidad pueden ser , a modo de ejes o polos contrapuestos , en el propio modelo , las variables en torno a las cuales giran las demas correlaciones , en una relacion de forma antipodal , o en una dimension bipolar , es decir , el hecho

de que dos variables fundamentales en el modelo se encuentren con absoluta independencia correlacional entre si , e incluso que la primera variable fundamentalmente no correlacione con la segunda fundamental variable del modelo matematico , puede significar que , la segunda variable fundamental puede ser un polo contrapuesto a la primera variable fundamental de manera que : estamos ante el caso de haber detectado dos variables fundamentalmente antipodales , en donde la primera variable actua de un polo dimensional , y la segunda variable actua de otro polo dimensional . Y el fundamento de las dos variables es actual de ejes en torno a los cuales se pueden distribuir el comportamiento restante , en terminos de Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles , de Sesgo o de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion correspondiente .

- 1.2) Las Minimas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en la muestra de comportamientos de Silvia según el clima , se detectan en las siguientes variables : que Silvia use el anorak , y que Silvia riegue las plantas ; precisamente tambien las dos variables ahora mismo citadas , que Silvia se ponga el anorak y que Silvia riegue las plantas , eran las dos variables que tambien presentaban las Minimas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en dicha muestra de comportamientos de Silvia según el clima . De manera que se puede encontrar igualmente una regularidad sistematica en el estudio correlacional , de las Minimas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles , de Sesgo o de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en la medida , que como Minimas Correlaciones aparecen de forma regular y sistematica dos variables que son : que Silvia sqe ponga el anorak y que Silvia riegue las plantas ; de manera que este tipo de regularidad sistematica en el uso y estudio de los fenomenos que ocurren en la sucesion de eventos naturales , a traves del empleo , de la Minima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , aporta asi un elmentyo sistematico y regular del comportamiento fenomenico , que nos pueda aportar informacion vital para la comprension global de la evolucion dinamica de los sucesos naturales , en funcion de sus comportamientos regulares o sistematicos habituales , estudiables facilmente con el empleo de los modelos correlacionales , aquí expuestos en Probabilidad Imposible . Ya que tal como se puede apreciar , estas dos mismas variables : que Silvia use anorak , o que Silvia riegue las plantas; tambien con las variables que detentan las Minimas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , de manera que se puede detectar que regulamente , las dos variables , que Silvia riegue las plantas y que Silvia use anorak , son constantemente , las que detentan , las Minimas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles , de Sesgo o de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion en la muestra de comportamientos de Silvia según el clima . En el caso de la muestra de aprendizajes conceptuales realizados por Yolanda sobre el clima ,

tambien se detecta una regularidad sistematica , en la medida que la variable : que haya rocio en las plantas ; es la variable que presenta la Minima Correlacion Promedio de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en dicha muestra ya citada , sobre aprendizajes conceptuales de Yolanda según el clima . Cuando precisamente , esta misma variable ya citada , que haya rocio en las plantas , es tambien la misma variable que presenta igualmente la Minima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntauciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en dicha muestra de aprendizajes conceptuales sobre el clima realizados por Yolanda ; de lo cual se desprende lo siguiente , la variable que haya rocio en la splantas de form regular y sistematica , es la variable que detenta la Minima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles , de Sesgo o Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , en su muestra correspondiente , siendo asi una regularidad matematica que permite tener una mayor facilidad en la valoracion global de los resultados concretos obtenidos en las operaciones matematicas realizadas , teniendo asi una perspectiva mas desde la cual analizar los resultados obtenidos con total eficacia en la valoracion posible de los enunciados que puedan hacerse a partir de dichas interpretaciones . De esta forma , es conveniente señalar , igualmente , la ausencia de bajas o altas correlaciones en realidad , en los capitulos segundo y tercero de este mismo ensayo , en las variables citadas en ambas muestras , es decir , en los capitulos segundo y tercero de este ensayo , se puede apreciar , como tanto en las Correlaciones de Sesgo Minimo como en las Correlaciones de Similitud , no habia ni alta ni baja correlacion , entre las vairables enunciadas : que Silvia use anorak , que Silvia riegue las plantas y que haya rocio por las mañanas , siendo por tanto variables que correlacionarian de forma intermedia en las Correlaciones de Sesgo Minimo y en Correlacion de Similitud ; presentando no obstante , las tres variables , las Minimas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles , de Sesgo o de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , lo cual aporta mas informacion sobre el cual el comportamiento de los datos y las variables , dentro del modelo matematico , prmitiendo asi obtener una idea mas global , mas detallada , y mas aproxmada a lo que seria lo identificable como un conocimiento claro y distinto , ajeno a cualquier duda , que pueda asi ofrecernos una idea panoramica en conjunto del comportamiento de lso variables , en virtud de los resultados obtenidos a la luz de la Probabilidad Imposible .

2º) Sintesis general de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas

Este capitulo decimo sexto , quisiera hacer una valoracion general , una sintesis cuya transcendencia sea una comprension en conjunto de la suma relevancia , que en las matematicas puede tener los descubrimientos matmaticos , que yo mismo he

realizado , dentro de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , a fin de asi dejar sentadas algunas ideas fundamentales , especialmente en el campo de la estructuracion arquitectonica de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , en vista de que el capitulo decimo sexto lo dedicare a una sintesis general sobre lo que ha sido , y la transcendencia fundamental que Asimilacion y Probabilidad tendra en las matematicas del tercer milenio despues de Cristo , a fin asi de empezar , en el capitulo decimo octavo con Integracion y Probabilidad , el cual tendra que desarrollar la integracion conceptual y comportamental de los aprendizajes realizados por Yolanda en funcion de las asimilaciones ya realizadas , entro de las estructuras conceptuales y comportamentales previas que Yolanda tuviera , ante lo que debere de realizar ejercicios matematicos de construccion de la estructuracion previa de la Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial de Yolanda. De momento , en este capitulo quiero dejar bien sentadas algunas de las idea fundamentales que puede tener de cara a ser de gran transcendencia en las matematicas proximas , muchas de las ideas aquí desarrolladas dentro de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas . En primer lugar quiero recalcar que si bien , en la aplicación de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , que he estado elaborando en ste ensayo , he dado una aplicación fundamentalmente destinada a la creacion de sistemas de modificacion de la intenigencia inicial , en modelos de Afectividad Artificial , y en modelos de Inteligencia Artificial , en virtud de los requisitos ya expuestos en Probabilidad y Decision , en realidad muchas de las formulaciones aquí desarrolladas , en general se podria decir , que absolutamente todas las formulaciones matematicas desarrolladas en la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , son formulaciones potencialmente transcendentes para el futuro de la investigacion matematica en ciencia heuristica , en la creacion de nuevas epistemologias cientificas , badas en recursos matematicos de maxima precision que puedan asi , ofrecer al conjunto global de las ciencias , una base solida en la cual poder sostener un conocimiento objetivo y empirico de la realidad dada , sobre las que poder establecerse interpretaciones , valoraciones , y analisis , ajustados a la realidad comportamental de la sucesion de fenomenos naturales en sus enesimas ocurrencias que , pueden incidir , en los objetivos de infestigacion que se pudieran estimar , asi como que , las formulaciones aquí expuestas en forma de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , es un intento mas , hacia la construccion de una arquitectura tecnologica y cientifica , en la cual poder aunar , en una misma metodologia matematica , tanto la investigacion heursitica como la investigacion de avance tecnologico , ya que , en realidad , hoy en dia el desarrollo de la ciencia ha de ir en una armonia .

2.1) Fundamentos logicos de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas

El fundamento logico de las formulaciones realizadas dentro de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , no es otro , que aquel , en funcion del cual , se establece que si normalmente , una probabilidad teorica basada en la supuesta igualdad de oportunidad de ocurrencias de multiples opciones , en situacion de ausencia de sesgo , es igual al cociente de la unidad dividida entre las enesimas variables , entonces el resultado de la probabilidad teorica , ha de ser igual al nivel de frecuencia que una opcion deberia tener en teoria en su comportamiento natural en la sucesion de eventos naturales . Sin embargo la experiencia demuestra que normalmente , el comportamiento de las opciones en un medio natural , se encuentran con frecuencia , con un comportamiento que difiere en gran medida de lo que seria el comporamiento en ausencia de sesgo . Para poder estudiar este tipo de diferencias , lo que puede hacerse es estudiar el Nivel de Sesgo como la diferencia entre la probabilidad empirica y la probabilidad teorica , atendiendo a la probabilidad empirica como la frecuencia o puntuacion directa del sujeto u opcion dividida entre la frecuencia total o suma de puntuaciones directas de la mustra , de forma que la diferencia existente entre la probabilidad teorica y la probabilidad empirica ,sera igual al Nivel de Sesgo , siendo este nivel indicador de en que medida el comportamiento empirico de la materia se desvia del comportamiento ideal en teoria , siendo ese comportamiento teorico un comporamiento ideal , en cuanto que toda teoria es una abstraccion idealizada de la realidad , y en la medida que esa teoria idealizada de la realidad se usa como nivel de contraste con un valor empirico , es cuando , ese valor ideal teorico se conviere en un valor critico , al usarse como una criba de los niveles empiricos del comportamiento de la materia en el espacio de investigacion cientifica . De esta forma el Nivel de Sesgo indicaria cual es la desviacion existente entre el comportamiento de la materia con respecto al comportamiento que en teoria , de forma idealizada , criticamente , se esperaria del comportamiento de la materia , o dicho de otra forma , en el Nivel de Sesgo se mide el grado de desviacion existente entre el modelo empirico y el modelo teorico , es decir ,e studiamos cuando se desvia el modelo empirico de lo supuestamente teorico d forma idealizada en terminos de un valor critico . De manera que , a mayor Nivel de Sesgo , y menos aproximacion a la Probabilidad Imposible , entonces el comportamiento empirico de la materia tiende a ser mas desviado con respecto el comportamiento que en teoria de forma idealizada , se esperaba criticamente del comportamiento material . Y por tanto , a un menor Nivel de Sesgo , y mayor aproximacion a la Probabilidad Imposible , seria indicio , de que el comportamiento material se ajusta mas al comportamiento que en teoria se esperaba criticamente de dicha materia idealizada . De igual forma , pero con otra formulacion

matematica diferente , asimismo tambien se conoce el Nivel de Similitud como aquel nivel , que puede indicarnos el Nivel de Similitud existente entre el valor empirico con respecto el valor teorico al obtenerse el cociente de ambos , y este resultado de cociente , someterlo a una transformacion logaritmica , de forma que a mayor aproximacion al cero en el Nivel de Similitud , es decir , a una mayor aproximacion en el Nivel de Similitud , entonces se puede comprender que si , el Nivel de Similitud es tendente a cero , esto indicaria que el resultado del cociente , del cual se obtuvo el logaritmo era muy similar a la unidad , y la unidad como resultado de cociente unicamente se obtiene cuando el primer factor del cociente es identico al segundo factor del cociente . Si el primer factor del cociente es igual al segundo factor del cociente , siendo uno de lso factores la probabilidad teorica , y siendo el otro factor la probabilidad empirica , esto indicaria que la probabilidad empirica tiende a identificarse con la probabilidad teorica , y de dicha tendencia a la identificacion del valor empirico con respecto del valor teorico , el cociente de ambos debera ser tendente a la unidad , y en la medida que el logaritmo de la unidad es siempre igual a cero , entonces , el resultado del cociente transformado a logaritmo debera ser tendente siempre a Probabilidad Imposible , de lo cual se desprende que siempre que un Nivel de Similitud , como logaritmo del resultado de dividir el valor empirico entre el teorico , o viceversa , el resultado del logaritmo tienda a cero , es facil asi deducir , que dicho resultado tendente a Probabilidad Imposible se debe a que el valor empirico es similar al valor teorico . A mayor aproximacion a la Probabilidad Imposible en el Nivel de Similitud , entonces siempre , mayor Nivel de Similitud entre el valor empirico y el valor teorico , y por tanto a menos aproximacion a Probabilidad Imposible en el Nivel de Similitud , entonces menor Nivel de Similitud entre el valor empirico y el teorico . Deesta manera la forma con la cual podemos conocer , asimismo , el grado o medida en que el comportamiento de la materia tiende a ser similar al comportamiento critico en teoria ideal , es mediante poder someter a logaritmo el resultado del cociente entre ambos , de forma que , a mayor aproximacion a la Probabilidad Imposible en el Nivel de Similitud entonces mayor tendencia a ser similar el comportamiento de la materia con respecto del comportamiento ideal critico en teoria . E igualmente , a menor aproximacion a Probabilidad Imposible en el Nivel de Similitud , menor tendencia a ser similar el comportamiento de la materia al comportamiento idealmente critico en teoria . Es decir , estamos asi haciendo un analisis sobre cual es la relacion de similitud que puede tener el modelo empirico con respecto al modelo teorico , en donde un Nivel de Similitud proximo a Probabilidad Imposible seria indicio de que el modelo empirico tiende a ser similar al modelo teorico , y por tanto , al contrario un Nivel de Similitud distante de la Probabilidad Imposible seria indicio de que el modelo empirico se desvia del modelo teorico . En donde siempre , y absolutamente siempre , hay que ser conscientes que , el modelo teorico , que es la idealizacion critica de la realidad , es una idealizacion critica establecida bajo supuesto de que lo ideal seria siempre la igualdad de oportunidades de ocurrencia de los fenomenos , ya que la probabilidad

teorica es siempre igual a la probabilidad de ocurrencia de una opcion bajo supuesto de garantizarse siempre la igualdad de oportunidad de ocurrencia de dicha opcion matematica . En el caso del estudio correlacional , las formas de realizarse las formulaciones e intepretaciones tambien tiene un fundamento logico determinante en la medida que , si en el Nivel de Sesgo en Nivel de Similitud se intenta encontrar una estimacion de las relaciones existentes entre el modelo empirico basado en el comportamiento de la materia en la realidad empirica , con respecto el modelo teorico basado en la abstraccion teorica del comporamiento critico de la materia en una realidad idaealizada , bajo el supuesto de que idealmente el comportamiento critico se ajusta a la igualdad de oportunidades . En el caso del estudio correlacional , se pretende estudiar cuales son las relaciones que existe entre las propias realidades empiricas entre si , de forma que se estudia las relaciones de diferenciales y de logaritmos de cocientes , entre los propios datos obtenidos de las variables empiricas , bajo el supuesto logico de que

$A \rightarrow B$

Entonces la frecuencia de B esta determinada por la frecuencia de A en la sucesion de eventos , en la medida que si para que pueda ocurrir B primero es necesario que pueda ocurrir A , entonces de esto se puede deducir , que normalmente la frecuencia de B es posible unicamente a partir de la frecuencia de A , de lo cual se desprende que para estudiar el grado o medida existente de correlacion , entre las variables , A y B , es necesario por tanto , poder tener , a partir de las estimaciones de frecuencia de A y B , el grado de diferencia o similitud entre ambas frecuencias . Si la frecuencia de B esta determinada por la frecuencia de A esto significaria que , la frecuencia de B tendera a ser la misma que la frecuencia de A , dado que la frecuencia de A es la que es condicion de posibilidad de ocurrencia de B , de forma que la frecuencia de A tendera a ser la misma que la frecuencia de B . Si la frecuencia de A es igual a la frecuencia de B y la frecuencia de B es igual a la frecuencia de A , en la medida que A determina la frecuencia de la variable B , entonces de esto logicamente se deduce que , si obtenemos la diferencia de la frecuencia de B con respecto de A normalmente , la diferencia , tendera a ser cero , es decir , la diferencia entre la frecuencia de la variable A con respecto de la frecuencia de la variable B sera tendente siempre a Probabilidad Imposible

$(A \rightarrow B) \rightarrow ((f(a) - f(b)) \simeq 0)$

De lo cual se desprende que si , la probabilidad empirica es igual a la frecuencia relativa o puntuacion directa de un sujeto u opcion dividida entre la frecuencia total o la suma de las puntuaciones directas , del conjunto total de la muestra , entonces si realmente tenemos una muestra B cuya frecuencia ha dependido previamente de la ocurrencia de los fenomenos en una muestra A , de esto se infiere que , las probabilidades empiricas de los sujetos u opciones en la muestra B deben ser asi igualmente no muy diferentes a las probabilidades empiricas de los sujetos u opciones de la muestra A . Si la muestra de probabilidades empiricas obtenidas de los sujetos u opciones en la muestra B es muy parecida a las probabilidades empiricas obtenidas de los sujetos u opciones en la muestra A , esto ha de deberse porque la ocurrencia de los sujetos u opciones en la muestra B ha estado dependiendo quizas de la ocurrencia de los sujetos u opciones de la muestra A , y si esto es asi entonces , de aquí se puede corroborar , una posible correlacion matematica entre la muestra A y la muestra B , y esta correlacion matematica entre la muestra A y la muestra B se puede obtener a partir de calcularse cual es la Correlacion de Sesgo Minimo que puede existir entre los sujetos u opciones de la muestra A con respecto de los sujetos u opciones de la muestra B . En la medida que la ocurrencia de un sujeto u opcion en la muestra A haya determinado la ocurrencia de un sujeto u opcion en la muestra B , de esto se debe deducir que de la sustraccion de las probabilidades empiricas de ambos sujetos entre si , es decir , del calculo de la diferencia existente entre la probabilidad empirica del sujeto u opcion de la muestra A que ha determinado la probabilidad empirica del sujeto u opcion de la muestra B , logicamente debe de la resta de la probabilidad empirica de dicho sujeto u opcion de B con respecto de la probabilidad empirica del sujeto u opcion de A , el resultado de la resta de dichas probabilidades empiricas de sujetos u opciones de A y B debe ser como resultante , una resta cuyo resultado sea tendente a cero , es decir , la resta de las probabilidades empiricas de dos sujetos u opciones , cada uno perteneciente a una muestra diferente , y el resultado de las probabilidades empiricas sea igual a cero , es decir , igual a Probabilidad Imposible , se infiere que , dichos sujetos u opciones staban correlacionados , en la medida que si A determina B , de lo cual la frecuencia de B depende de la frecuencia de A , entonces , si restamos a la frecuencia de B la frecuencia de A , el resultado de la resta de frecuencias debe ser igual o tendente a cero , es decir a Probabilidad Imposible. De esta forma , la resta de la probabilidad empirica de un sujeto u opcion de la muestra A , con respecto de un sujeto u opcion de la muestra de B es igual a una Correlacion de Sesgo Minimo , en la medida que de la diferencia de dichos sujetos u opciones se estimara como mayor

correlacion aquella que tenga menor diferencia y mayor aproximacion a Probabilidad Imposible . Mientras que por el contrario a mayor diferencia entre ambas probabilidades empiricas y menor aproximacion a Probabilidad Imposible entonces menor correlacion . De forma que siempre menor diferencia entre las probabilidades empiricas de dos sujetos u opciones entonces mayor es la correlacion entre dichos dos sujetos u opciones , y a mayor difrencia entre las probabilidades empiricas de dos sujetos u opciones menor correlacion . Y asi por tanto , a mayor aproximacion a la Probabilidad Imposible en la diferencia de dos probabilidades empiricas de dos sujetos u opciones mayor correlacion , mientras que a menor aproximacion a Probabilidad Imposible de la diferencia de dos probabilidades empiricas de dos sujetos u opciones menor correlacion . Por lo cual la correlacion de dichos sujetos u opciones se establece de forma que , a menor diferencia y menor distancia de Probabilidad Imposible entonces mayor correlacion ;al igual que a mayor diferencia y mayor distancia de Probabilidad Imposible entonces menor correlacion ; siendo por tanto una correlacion que se puede definir como Correlacion de Sesgo Minimo . Asi pues se concluye que : la Correlacion de Sesgo Minimo es igual a la diferencia entre dos probabilidades empiricas de sujeto u opcion , en las que a menor diferencia y mas aproximacion a Probabilidad Imposible entonces mayor correlacion , y asi pues cuando en una Correlacion de Sesgo Minimo la diferencia entre dos probabilidades empiricas es alta y muy distante de Probabilidad Imposible entonces menor correlacion. En lineas generales , podemos conocer cual es la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de un Sujeto u Opcion a traves de : sumatorio de las Correlaciones de Sesgo Minimo de dicho sujeto u opcion con los restantes sujetos u opciones , y dicho sumatorio promediado entre el numedo de Correlaciones de Sesgo Minimo estimadas en dicho sujeto u opcion ; de lo cual se desprende que , a mas aproximacion a la Probabilidad Imposible de una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion entonces mayor correlacion en dicho sujeto u opcion , mientras por el contrario , a mayor distancia de la Probabilidad Imposible de una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u opcion entonces menor correlacionado de dicho sujeto u opcion . Y ademas de la Correlacion de Sesgo Minimo , y la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , tambien podemos calcular la Correlacion de Similitud , y la Correlacion Promedio de Similitud , en la medida que , si A determina a B , de lo cual un sujeto u opcion de la muestra B presenta una frecuencia determinada por otro sujeto u opcion de la muestra A , esto indicaria que normalmente , la frecuencia del sujeto u opcion de la muestra A que tiende a determinar la frecuencia de ese otro sujeto u opcion de la muestra B , ha de ser necesariamente , un sujeto u opcion de la muestra A cuya frecuencia deba ser muy similar a la frecuencia del sujeto u opcion que determine en la muestra B , de lo cual , la frecuencia del sujeto u opcion de la muestra B debe ser una frecuencia muy similar a la frecuencia del sujeto u opcion de la muestra A . Para estudiar en que grado medida asimismo el sujeto u opcion de la muestra B tiene una frecuencia similar al sujeto u opcion de la muestra A , lo que se puede estimar es

el Nivel de Similitud presente entre la probabilidad empirica del sujeto u opcion de la muestra A con respecto de la probabilidad empirica del sujeto de la muestra B . En la medida que normalmente si realmente la frecuencia de la muestra A ha determinado a la frecuencia de la muestra B , en terminos generales , la probabilidad empirica de sujeto u opcion , al tener como segundo factor del cociente el sumatorio de la frecuencia de la muestra , normalmente , en lineas generales , el sumatorio de la frecuencia de la muestra B no debe presentar ningun problema a la hora de estimar la correlacion de un sujeto u opcion de su propia muestra con respecto al de la muestra A . De forma que si la probabilidad empirica es igual a la frecuencia relativa o puntuacion directa de un sujeto dividido entre la frecuencia total de la muestra o sumatorio de puntuaciones directas , el segundo factor de la probabilidad empirica en la muestra B , ya neceseriamente debe estar determinado por el comportamiento de las frecuencias de A , de forma que la probabilidad empirica del sujeto u opcion de la muestra B , debe tener una probabilidad empirica que en alguna forma o grado pueda denotar , con respecto a la frecuencia total o sumatorio de puntuaciones directas , un cierto nivel correlacional con respecto de aquel sujeto u opcion que en la muestra A ha determinado dicho sujeto de la muestra B , para lo cual , una forma de obtener en que grado o medida dicho sujeto u opcion de la muestra B tiene alguna correlacion con el sujeto u opcion de la muestra A , es atraves de , someter a cociente ambos sujetos u opciones , y el resultado del cociente transformarlo a logaritmo , es decir , obtener la Correlacion de Similitud . De forma que la Correlcion de Similitud se interpretara de la siguiente forma , en la medida que la probabilidad empirica del sujeto u opcion de la muestra B tienda a ser similar al sujeto u opcion de la muestra A , entonces el cociente de ambos tendera a tener un resultado proximo a la unidad , sino es asi en caso contrario es que son sujetos u opciones escasamente identicos , pero en cualquier modo , una vez obtenido el resultado del cociente de la division entre ambas probabilidades empiricas de sujetos u opciones de cada muestra A y B , dicho resultado se transforma a logaritmo , y siendo el logaritmo de la unidad igual a cero , entonces si en el cociente obtenido la division de las probabilidades empiricas entre si era igual a un valor aproximado a la unidad , entonces el logaritmo debe ser aproximado a cero , es decir proximo a la Probabilidad Imposible siendo asi indicio de gran correlacion entre si , o en caso contradio si el logaritmo resultante es distante de cero , es decir , distante de Probabilidad Imposible , se estimara como escasamente correlaciones a dichos dos sujetos u opciones . De forma que la Correlacion de Similitud es igual al logaritmo del resultado del cociente de dos probabilidades empiricas entre si , de forma que si el logaritmo del resultando del cociente de las probabilidades empiricas es proximo a la Probabilidad Imposible entonces mayor correlacion , y si el logaritmo del resultado del cociente de las probabilidades empiricas entre si dista mucho de Probabilidad Imposible entonces menor correlacion . La Correalcion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion es igual a : sumatorio de las Correlaciones de Similitud que tenga dicho sujeto u opcion dividido entre el numero de

Correlaciones de Similitud realizazadas , y a mayor aproximacion a Probabilidad Imposible de dicha Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion entonces mayor correlacion , y a menor aproximacion a Probabilidad Imposible de dicha Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion entonces menor correlacion.

2.2) Fundamento logaritmico de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas

El sumatorio de las probabilidades empiricas es igual a la unidad , en caso contrario , deberia estimar en imporancia utilizarse la Probabilidad Corregida una herramienta matematica , que especialmente sera de importancia en Integracion y Probabilidad , y que fue explicada debidamente , de forma adecuada en el capitulo 22 de Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad .En cualquier caso y unicamente a causa del error acumulado por truncamiento de la serie decimal en la selección de los cuatro primeros digitos decimales en cada operación matematica que he venido haciendo , normalmente , y unicamente a causa del error acumulado por truncamiento decimal , normalmente se debe estimar como mas normal , que una estimacion adecuada del sumatorio de las probabilidades empiricas siempre sea igual a la unidad . De forma que si normalmente el sumatorio de las probabilidades empiricas es igual a la unidad , de aquel se deriva por tanto que la media aritmetica de las probabilidades empiricas es igual a la probabilidad teorica , es decir , el cociente resultante de la division de la unidad entre el numero de sujetos u opciones . El logaritmo de la probabilidad teorica es asi pues igual al logaritmo de la media aritmetica , que es en defnitiva lo mas probable que siempre puede ocurrir . Siempre tiende a ocurrir lo mas probable , y lo mas probable es siempre igual a , con signo negativo , el logaritmo del numero de sujetos u opciones que estemos trabajando en el modelo matematico diseñado , en el caso particular de Asimilacion e Integracion un conjunto de aprendizajes en el marco del Aprendizaje Artificial , basado en dos procesos diferentes pero continuos uno de otros , como son Asimilacion e Integracion , aunque , las formulaciones aquí expuetas en su mayoria pueden ser de interes en multiples areas de la investigacion cientifica en general , y no solo en el campo de la Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial , tal como fueron descritas en Probabilidad y Decision a partir del 12 de agosto del 2002 , Ahora bien , si bien se puede afirmar que :

Lo Mas Probable = - (Log(10) N)

De aquí se desprende que la Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion es igual al logaritmo de su probabilidad empirica dividida entre lo mas probable , y si es esta asi la Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion , por el contrario , la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual al logaritmo de la probabilidad teorica (en principio idealmente bajo supuesto critico vector teorico del comportamiento en situacion de garantizar la igualdad de oportunidades) y dividida entre lo mas probable , es decir , la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual al logaritmo de la probabilidad teorica entre lo mas probable . Al igual que la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es igual al logaritmo de la probabilidad empirica de dicho sujeto u opcion dividido entre lo mas probable , entonces , de forma clara y distinta se observa a la luz de la Probabilidad Imposible que , necesariamente es logico que la Puntuacion Logaritmica Teorica sea igual al logaritmo de la probabilidad teorica dividido entre lo mas probable , y como el logaritmo de la probabilidad teorica es igual al logaritmo de lo mas probable , que es igual al logaritmo de la media aritmetica , de esto se desprende de forma deductiva consecuentemente que , la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual a la unidad , dado que la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual al cociente del logaritmo de la probabilidad teortica dividido entre lo mas probable , siendo lo mas probable igual al logaritmo de la probabilidad teorica , dado que , un mismo elemento dividido entre si mismo es siempre igual a la unidad , luego la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual a la unidad . De manera que , la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual a la unidad , y es un valor critico en teoria , es decir , la Puntuacion Logaritmica Teorica es una abstraccion del comportamiento ideal de la materia en el espacio en virtud de la garantizacion de la igualdad de oportunidades de ocurrencia de sucesos en el espacio , de aquí se deduce entonces que el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es igual a la diferencia , presente , de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion con respecto a la Puntuacion Logaritmica Teorica . La diferencia de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion con respecto de la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual al Nivel de Sesgo Logaritmico , que en terminos de diferencia de un valor empirico con respecto de un valor teorico , nos indica el grado de desviacion patente en el modelo empirico con respecto del modelo idealmente critico en teoria , sindo asi la Puntuacion Logaritmica Teorica , un valor ideal bajo supuesto de igualdad de oportunidades de sucesion de sujetos u opciones , en los sucesos naturales , dentro de la idealizacion establecida del comportamiento ideal de la materia en el espacio . Ahora bien , tambien indicaria algo mas que una desviacion del modelo empirico con respecto del modelo idealmente critico en teoria . Si la Puntuacion Logaritmica de

sujeto u opcion es igual al logaritmo de la probabilidad empirica dividido entre lo mas provbable , la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion nos indicaria una proporcion , en concreto la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion indicaria cual es la proporcion existente del comportamiento individual del sujeto u opcion con respecto del comportamiento ideal de la muestra , ya que , la Puntuacion Logaritmica por si misma es una proporcion de que en medida o grado el comportamiento individual , indicado en el primer factor de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion como logaritmo de la probabilidad empirica , tiende a identificar con el comportamiento ideal de la muestra , indicado en el segundo factor de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion como lo mas probable . Asi pues , la Puntuacion Logaritmica de Sujeto u Opcion es igual a la proporcion de en que grado o medida tiende a ser identico el comportamiento individual (logaritmo de la probabilidad empirica de sujeto u opcion) en funcion (dividido entre) del comportamiento ideal muestral (lo mas probable) , que es una idealizacion critica de la muestra . De esta manera , la Puntaucion Logaritmica Teorica indicaria cual sera la realacion optima de proporcionalidad existente entre el comportamiento individual ideal (el comportamiento individual ideal es igual al logaritmo de la probabilidad teorica) en funcion (dividido entre) del comporamiento ideal muestral (lo mas probable). Y asi por tanto en el Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica , se estudia el grado o medida dedesviacion presente entre la proporcionalidad que el comportamiento del sujeto u opcion empirica mantiene en funcion de la idealizacion de la muestra , con respecto del comportamiento del sujeto u opcion en teoria deberia mantener idealmente de forma critica en funcion de la idealizacion de la muestra Interpretando siempre que , a mayor Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica , y menos aproxmacion a Probabilidad Imposible entonces mayor desvio del modelo empirico con respecto del modelo teorico , mientras que por el contrario , un Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion mas proxima a Probabilidad Imposible , es decir , que presente menor diferencia , indicaria menor desvio del modelo empirico con respecto modelo teorico . Ademas de esta interpretacion elemental , hay que considerar tambien la dotacion de signo , positivo y negativo , en los Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica , en la medida que , si una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es superior a la Puntuacion Logaritmica Teorica , entonces el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion sera de signo negativo , es decir , el primer factor de la diferencia es la Puntuacion Logaritmica Teorica , y por consiguiente , el segundo factor de la diferencia es la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , de lo cual se deduce consecuentemente , que cuando la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion sea inferior a la Puntaucion Logaritmica Teorica entonces , el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion sera de signo positivo . Y asimismo tambnien es de interes destacar que el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica , indicaria en que grado o medida tiende a ser similar , la proporcionalidad que el comportamiento del sujeto u opcion empirica mantiene con la idealizacion de la muestra , según la proporcionalidad que el

comporamiento del sujeto o opcion en teoria criticamente tendria en funcion de la idealizacion de la muestra . La interpretacion elemental del Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica , es la siguiente: cuando el Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica es proximo a Probabilidad Imposible , es decir , es proximo a cero , entonces se interpretara que el sujeto u opcion del cual se haya obtenido dicho Nivel de Similitud de Puntuacion Logarimica , es un sujeto u opcion que tiene un comportamiento muy similar al comportamiento ideal en teoria critico en virtud de que , a mas proximiadad a Probabilidad Imposible en el Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica , esto es indice de que la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es similar a la Puntuacion Logaritmica Teorica , de lo cual se desprende asimismo que el sujeto u opcion tiene un comporamiento , cuya proporcion de su comporamiento empirico (logaritmo de probabilidad empirica) en funcion (division) del comportamiento de la muestra idealizada (lo mas probable) es muy ajustado a la proporcionalidad optimima , que deberia haber entre comportamiento ideal individual en funcion de la muestra idealizada , es decir , el sujeto se aproxima a lo idealmente critico en teoria , en virtud de la garantizacion de la igualdad de oportunidades . Aunque , si al contrario , el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion presenta una escasa aproximacion a la Probabilidad Imposible , es decir , el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica es muy distante de cero , entonces se interpretara que , el sujeto del cual se estimo el Nivel de Similitud presente en su Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion con respecto de la Puntuacion Logaritmica Teorica , es un sujeto u opcion que presenta escasa similitud con el comportamiento ideal en teoria critico que se supone en la Puntuacion Logaritmica Teorica ,segun igualdad de oportunidades , siendo un sujeto u opcion cuya proporcionalidad segun comportamiento individual (logaritmo de la probabilidad empirica) en funcion de la muestra idealizada (lo mas probable) se distancia de la proporcionalidad ideal que deberia existir entre el comportamiento individual ideal según la idealizacion de la muestra : es decir , la proporcionalidad empirica entre comportamiento real según idealizacion de la muestra se distancia mucho del comporamiento ideal esperable criticamente en teoria , cuando el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion se distancia de Probabilidad Imposible , y se distancia de cero . En una interpretacion en la cual se puede tener en cuenta el valor de los signos positivos o negativos , para posteriores analisis correlacionales , ademas de la interpretacion en virtud de la aproximacion o distanciacion según Probabilidad Imposbile , de los resultados , es tambien conveniente señalar , que , para la obtencion de una dotacion de signo , positivo o negativo de los valores , es necesario ,ordenar addecuadamente según orden de los factores , los terminos del cociente , a fin de obtener posteriormente un logaritmo con signo positivo o signo negativo conveniente , para analisis posteriores correlaciones , en donde , normalmente , el primer factor del cociente del Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion sera siempre , como primer factor , la Puntuacion Logaritmica Teorica , y como segundo factor del cociente sera

sempre la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion . De forma que , siempre que una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion sea inferior a la Puntuacion Logaritmica Teorica , el resultado tendera a ser un numero entero de cuyo logaritmo se espere un signo positivo , dado que una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion inferior a la unidad siendo segundo factor , de un Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica con un primer factor como la Puntuacion Logaritmica Teorica igual a la unidad , siempre dara como resultado un valor entero cuyo logaritmo sea de signo positivo ; y consecuentemente , al contrario , cada vez que una Puntuacion Logaritmica sea superior a la Puntuacion Logaritmica Teorica , el cociente de dicha Puntaucion Logaritmica de sujeto u opcion como segundo factor del cociente , dara un resultado decimal cuyo logaritmo sera un numero con signo negativo . Y en lineas generales para poder conocer cual es el comporamiento general de los comporamientos individuales en funcion de la idealizacion de la muestra , lo que se puede calcular es la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , que es igual al sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion y promediadas entre el numero de sujetos u opciones . la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica es en si una estimacion del comportamiento general que los sujetos u opciones de la muestra tienen en funcion de la idealizacion de la muestra , y a su vez esta Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica puede ser contrastada con respecto de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica . La Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica es igual al sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas Teoricas de cada sujeto u opcion , lo cual el sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas Teorica es igual al numero de sujetos u opciones de la muestra , de forma que si el sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas Teoricas es igual al numero de sujetos u opciones de la muestra , y este sumatorio se promedia entre el numero de sujetos u opciones de la muestra , entonces se puede asi constantar que , la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica termina siendo un cociente en el cual se divide el numero de sujetos u opciones de la muestra entre si mismo , y todo valor matematico dividido entre si mismo es siempre igual a la unidad , de forma que la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica es igual a la unidad siendo , a partir de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , obteniendo diferenciales y logaritmos de cociente , con respecto de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas , como asi podemos calcular los : Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio , y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio . El Nivel de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio es igual a la diferencia existente entre la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica como primer factor con respecto de la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica como segundo factor . De forma , que el comportamiento general de la muestra puede asi estimarse en terminos de Nivel de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , de manera que , en una interpretacion elemental , un Nivel de Sesgo de las Puntuacion Logaritmicas Promedio muy proximo a cero , es decir , muy proximo a la Probabilidad Imposible sera indicador de que la proporcionalidad general , promedio , del

comportamiento individual empirico en funcion de la idealizacion de la muestra es muy poco sesgado con respecto el compotamiento individual ideal en funcion de la idealizacion de la muestra . Y por tanto un Nivel de Sesgo muy distante de cero , es decir ,muy distante de la Probabilidad Imposible , indicara que el comportamiento general , promedio , de los individuos empiricos en funcion de la idealizacion de la muestra tiene una proporcionalidad muy sesgada con respecto del comportamiento individual ideal en funcion de la idealizacion de la muestra . Y en una interpratacion estimandose oportuna la dotacion de signo positivo o negativo a los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , es de interes destacar , en funcion del ordenamiento de lso factores , como primer factor la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , y segundo factor la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , que , normalmente , cuando la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica sea superior a la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , siempre el Nivel de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Promedio sera de signo negativo ; no obstante , cuando , en caso de que , se diera la cirscuntancia , en la cual se observara que , una Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica inferior a la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , luego entonces necerisamente , tendra el Nivel de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Promedio signo positivo . En las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas , ademas tambien se puede calcular el Nivel de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , en donde se establecera la siguiente formulacion , logaritmo del cociente de la division , con el siguiente ordenmiento de los factores , como primer factor invariablemente la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , y como segundo factor la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica . En donde normalmente , cada vez que un Nivel de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas Promedio obtuviera un resultado muy proximo a cero , es decir , muy proximo a Probabilidad Imposible , la interpretacion elemental del resultado se hara en funcion de que a mayor aproximacion a Probabilidad Imposible , en el logaritmo resultante del cociente de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , y respetandose siempre esta ordenacion de lso factores , sera un resultado que indicara que el comportamiento de la proporcionalidad general , promedio de la muestra , del comportamiento individual empirico en funcion de la idealizacion de la muestra , es muy similar al comportamiento individual ideal en funcion de la idealizacion de la muestra , es decir , el modelo empirico es similar al modelo teorico ; mientras que en caso contrario , de que el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio se distancie mucho de la Probabilidad Imposible , es decir , el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio se distancie mucho de ser cero , entonces , se interpretara como que , a nivel general promedio , la proporcionalidad empirica en , el comportamiento individual empirico en funcion de la idealizacion de la muestra , dista mucho de la proporcionalidad ideal de ser similar al comportamiento individual ideal en funcion de la idealizacion de la muestra . Ademas de esta interpretacion elemental , tambien se debe considerar la dotacion de signo positivo o negativo a los Niveles de

Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , dado que en la medida , que se establece como primer factor del cociente siempre a la Puntuacion Logaritmica Teorica , y siempre como segundo factor a la Puntuacion Logaritmica Empirica , por tanto se establece que , siempre que una Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica sea inferior a la unidad , estando como segundo factor del Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio , el resultado del cociente sera un numero etero, y el logaritmo de un numero entero es siempre un logaritmo de signo positivo . Mientras que toda Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica superior a la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , estando la Puntuacion Logaritmica Promedio teorica como igual a la unidad en el primer factor del cociente , y estando la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica como superior a la unidad en el segundo factor del cociente , entonces el resultado del cociente ha de ser un numero decimal , y el logaritmo de un numero decimal es siempre de signo negativo . La dotacion de signos positivos o negativos en los Niveles de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio es fundamental para posteriormente introducir analisis correlacionales . Al igual que la Puntuacion Logaritmica Teorica , la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , con sus respectivos Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud con las respectivas Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion y las Puntuaciones Logaritmicas Promdio Empiricas , tambien es relevante destacar la esencial importancia fundamental patentes en la formulacion de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , y la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica .E en donde , siempre se podra observar que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica es igual al logaritmo del sumatorio de las Puntauciones Logaritmicas Teoricas , y el logaritmo de de dicho sumatorio a su vez dividido entre lo mas probable . Y por tanto la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica es igual al logaritmo del sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , y a su vez , este logaritmo de sumatorio dividido entre lo mas probable .La virtud esencial en el fundamento logico matematico de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica es que , permite estudiar al comportamiento de la muestra , como si la propia muestra fuera in individuo , es el tratamiento de una muestra como si la muestra fuera un sujeto individual , y ademas , el tratamiento de la muestra como sujeto individual poder ponerlo en relacion con un valor idealmente critico en teoria , como es , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica . La virtud esencial que fundamentalmente mantiene la Puntucion Logaritmica Mas Probable Teorica es que sirve para tener una estimacion ideal del comportamiento muestral como sujeto individual , de manera que , a traves de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , tenemos una estimacion idealizada , es decir , una estimacion critica , es decir , una estimacion teorica que ha idealizado criticamente cual ha de ser el comportamiento muestral como si fuera un sujeto individual , para asi , dicha Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , como representacion de cual deberia ser el comporamiento de la muestra como sujeto individual , en funcion de la garantizacion del principio de igualdad de oportunidades fundamental , como abstraccion loaritmica de la

probabilidad teorica ,abstraccion idalizada logaritmica de cual ha de ser una sucesion de ocurrencias de eventos en ausencia de sesgo , en principio forma ideal del comportamiento material en una entidad espacial cualquiera , asi por tanto a partir de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , puesta en relacion con la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica como forma empirica del comportamiento de la muestra como sujeto endividual empirico , podemos asi obtener tanto el Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable , como el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable . El Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable es igual , en el orden de los factores a continuacion descrito , la diferencia de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica menos la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica . En este orden de los factores inalterable siempre , y absolutamente siempre , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica ha de ser el primer factor de la diferencia , y asi la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica ha de ser siempre el segundo factor de la diferencia establecida . La interpretacion elemental a esta diferencial es la sguiente , cuando el Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable es muy proximo a cero , es decir , es muy proximo a Probabilidad Imposible , entonces se estima como que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica presenta un comportamiento de la muestra empirica como sujeto individual empirico muy ajustado a lo que , en la idealizacion critica teorica , se corresponderia con el comportamiento de la muestra ideal como sujeto ideal conscientemente critico en teoria . Mientras que por el contrario , si el Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable se aleja mucho de la Probabilidad Imposible , es decir , dista mucho de ser cero , entonces esto es indicio de que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable represetna una muestra empirica como si fuera un sujeto individual empirico muy sesgado , con respecto de lo que , en la idealizacion critica de la teoria , se supone que deberia ser el comportamiento de la muestra ideal como sujeto ideal conscientemente critico en teoria . Ademas , tambien debemos tener en cuenta la dotacion de signo positivo o negativo , atendiendo a la naturaleza de la ordenacion de los factores descrita , de modo que siempre que una Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica sera superior a la Puntaucion Logaritmica Mas Probable Teorica , necesariamente entonces se deduce que , el Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable sera siempre de signo negativo , algo a considerar en estudios correlacionales posteriores ; de forma que siempre y absolutamente siempre que la Puntuacion Logatitmica Mas Probable Empirica sea inferior a la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , se debe estimar que el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable es de signo positivo , algo fundamental en analisis correlacionales posteriores. Asimismo tambien es importante destacar la esencia l relevancia fundamental del Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable , en donde , el Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable es igual al logaritmo obtenido del resultado del cociente , de dividir , y siempre en este orden de lso factores de manera invariante e inalterable e inmutable ,

como primer factor , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica entre el segundo factor , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , y de esta formulacion , una interpretacion elemental : siempre y cuando el logaritmo del cociente d dividir la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , el resultado sea proximo a cero , es decir , proximo a Probabilidad Imposible , entonces siempre se interpretara asimismo que , el comportamiento de la muestra empirica como sujeto empirico es muy similar al comportamiento de la muetra ideal como sujeto ideal coscientemente critico en teoria . Y por tanto , cuando el logaritmo del cociente , de dividir la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , dicho logaritmo sea muy distante de ser cero , es decir , muy distante de la Probabilidad Imposible , se interpretara que , el comportamiento de la muestra empirica como sujeto individual empirico es poco similar al comportamiento de la muestra ideal como sujeto ideal conscientemente critico en teoria . Y ademas , teniendo en cuenta el signo positivo o negativo , para la estimacion de correlaciones posteriores , es importante tener en cuenta que en caso de considerarse esencial el signo , siempre que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica sea inferior a la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , el cociente tendra un resultado entero y por tanto un logaritmo positivo a tener en consideracion en analisis posteriores asimismo en estudios correlacionales ; y por tanto , cuando la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica sea superior a la Puntuacion Logaritmica Mas Probable teorica , entonces el resultado sera un numero decimal cuyo logaritmo sera de signo negativo . La transcendencia matematica de mis descubrimientos matematicos son capaces de determinar el curso de la investigacion matematica de este siglo XXI , dado que estoy exponiendo una serie de valoraciones , conclusiones , formulaciones e interpretaciones , que son absolutamente innovadoras , modernas , y que pueden aportar una perspectiva nueva en la investigacion matematica al considerar que las posibles estimaciones de contrastes , no dependen de valores exogenos , tal como este tipo de constrastes con valores exogenos critique en mi “critica a la estadistica contemporanea” , sino que , debemos evolucionar hacia una teoria matematica que pueda exponer la necesaria utilizacion de valores criticos , en teoria ideales , para los contrastes matematicos , y dichos valores criticos , en teoria ideales , ademas deben ser universales , tal cual , dentro de la propia Probabilidad Imposible , el numero cero y el numero uno se exponen como numeros matematicos universales que pueden ser utilizados como valores criticos teoricamente ideales . Detrás de toda la formulacion matematica que yo mismo he descubierto , lo que se puede apreciar es una raiz filosofica idalista al estilo que Platon exponia en La Repugblica , en donde , Platon exponia la dialectica filosofica como un ascender desde lo material hasta lo ideal , en donde desde la caverna de las sombras , Socrates fue capaz de poder elevarse a la elevacion de las ideas . La dialectica de Platon es esencialmente , una ciencia basada y establecida , sobre los principios de la geometria de Euclides , en donde , Platon siempre intenta poner en

contrasta la realidad de las sombras empiricas de la caverna con respecto de la elevacion de las ideas conceptuales dialecticas . Toda la Probabilidad Imposible es en esencia un juego de poner siempre en relacion valores empiricos con respecto de valores ideales , es decir , un acto de poner en relacion aquellas sombras de la caverna con respecto de las luces que emanaban de la bovbeda celeste , en donde la luz de las ideas era la claridiad de la mente , y la disticion del espiritu de Descartes , sin olvidar por supuesto , la eterna contadiccion de Hegel , un hombre que adoraba a Nepoleon mientras reafirmaba la elevacion del Estado Prusiano ¿ existe el punto medio en la dicotomia de las ideas , entre lso claros oscuros de la revolucion napoleonica cartesiana y la catedral gotica de Hegel ? Es dificil , sin embargo idealmente todo es posible salvo dentro de los limites de la materia empirica .

ASIMILACION E INTEGRACION

Primera parte : Asimilacion y Probabilidad

(capitulo 17 , y ultimo capitulo de Asimilacion y Probabilidadd , el proximo capitulo 18 empieza Integracion y Probabilidad , XXX)

Las acciones criminales XXX para torturarme , el XXX me tortura con ruidos de gran volumen para asesinarme, y al escribir usa ruidos diferentes en cada oido . El protocolo de tortura que el XXX usa es: me torturan con ruidos de respiracion de otras personas y despues ruidos de escasa intensidad insistentemente , con ritmos musicales según tono y volumen, el XXX usa la psicologia sovietica conductista para condicionar mi respuesta fisiologica de sueño como una respuesta condicionada a un tipo de ruido como estimulo condicionante, el XXX pretende que cada vez que me pone el ruido conddicionante yo sufra la respuesta condicionada de sueño . La comunidad internacional debe arbitrar politicas de castigo contra el XXX , y contra XXX . Una forma de castigar la comunidad internacional al pais español , es que la comunidad internacional sea comprensiva con las incorrecciones que yo pueda tener al escribir , y la comunidad internacional proteja la seguridad de mi familia , y proteja la seguridad de mis descubrimientos matematicos .

1º) Ultimas valoraciones de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas

A partir de la obtenicion de los Nivele de Sesgo y los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , asimismo como una vez obtenidos los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , y una vez obtenidos los Niveles deSesgo y los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logairtmicas Mas Probables , tambien se pueden obtener estimaciones correlacionales de las mismas , para lo cual , se puede asi calcular :

- 1.1) Correlaciones de los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion

  - 1.1.1)Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion : mide las diferencias de los Niveles de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica de cada sujeto u opcion con respecto de los demas sujetos u opciones , pudiendose identificar : las Maximas en funcion del mayor valor positivo , Minimas en funcion de maxima aproximacion al cero , o minimas en funcion del maximo valor negativo , e Intermedias , Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , siendo una informacion util para una interpretacion correcta del comportamiento de los sujetos u opciones atendiendo a sus niveles correlacionales . E incluso normalmente , se podran encontrar una serie de coincidencias entre el comportamiento de las Maximas , Minimas e Intermedias Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , con respecto de las Correlaciones de Sesgo Minimo , y las Correlaciones de Similitud , calculadas a partir de las las probabilidades empiricas .

  - 1.1.2) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion : mide las diferencias de los Niveles de Similitud de la Puntuacion Logaritmica de cada sujeto u opcion con los restantes sujetos u opciones , pudiendose identificar tambien las : Maximas en funcion del mayor valor positivo , Minimas en funcion de maxima aproximacion al cero , Minimas en funcion del maximo valor negativo , e Intermedias , Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , que pueden tener coincidencias con respecto del comportamiento de las Correlaciones de Sesgo Minimo y las Correlaciones de Similitud , calculadas a partir de las probabilidades empiricas .

- 1.1.3) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion : mide en que medida el Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion se aproxima al Nivel de Sesgo de otra Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , en funcion de la maxima aproximacion al cero , en el logaritmo del cociente de dividir el Nivel de Sesgo de una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion entre el Nivel de Sesgo de una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion . Identificandose los valores relativos a : Maxima en funcion de maximo valor , y Minima en funcion de maximo valor negativo , e Intermedia , Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , que puede tener coincidencias con respecto de las Correlaciones de Sesgo Minimo y las Correlaciones de Similitud de las probabilidades empiricas .

- 1.1.4) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion : que mide en que grado o medida se produce una aproximacion del Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica de un sujeto u opcion dividido entre otro Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , en funcion de que el resultado del cociente transformado a un logaritmo , cuanto mas se aproxime a cero dicho logaritmo , entonces mayor aproximacion , pudiendose detectar los valorres siguientes : Maxima en funcion de mayor valor , Minima en funcion de maxima aproximacion a cero , e Intermedias , Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion . En donde podran encontrarse coincidencias con respecto de las Correlaciones de Sesgo Minimo y las Correlaciones de Similitud , ya estudiadas , en las probabilidades empiricas .

- 1.2) Correlaciones de los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio

  - 1.2.1) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio : mide la diferencia entre los Niveles de Sesgo de una Puntuacion Logaritmica Promedio con respecto de otro Nivel de Sesgo de otra Puntuacion Logaritmica Promedio , indicando asi las diferencias en comportamiento general , promedio , de las proporcionalidades empiricas , del comportamiento individual empirico con respecto de la idealizacion de la muestra , que pueden mantener en terminos generales , promedio , dos muestras diferentes de las cuales se haya podido extraer sus respectivos Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Promedio , de las cuales calcular sus Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio , identificandose , las : Maximas en funcion del mayor valor positivo , Minima en funcion del mayor valor negativo , e Intermedias , Correlaciones Promedio de

Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio .

- 1.2.2) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio : mide las diferencias entre los Niveles de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de una muestra con respecto del Nivel de Similitud de la puntuacion Logaritmica de otra muestra , siendo por tanto una diferencia que indicaria : la diferencia de similitudes entre la proporcionalidad empirica de similitud, del comportamiento individual empirico con respecto de la idealizacion de la muestra , de una muestra en terminos generales , promedio , con respecto la proporcionalidad empirica de similitud presente en otra muestra , de manera que podemos tener una estimacion de las diferencias que pueden existir en los comportamientos de las proporcionalidades empiricas de similitud , es decir , las proporcionalidades existentes entre el comportamiento individual empirico conforme una muestra idealizada , según Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio con respecto del Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promedio de otra muestra . Identificandose ademas las : Maximas en funcion del maximo valor positivo , Minimas en funcion del maximo valor negativo , e Intermedias , Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio .

- 1.2.3) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio : mide el grado o medida de similitud que puede existir entre el sesgo de la proporcionalidad empirica conforme un patron ideal , del comportamiento individual empirico con respecto de la idealizacion de la muestra , que en terminos generales , promedio , se presentaria en una muestra con respecto el sesgo proporcionalidad empirica conforme un patron ideal en otra muestra , estudiando esta similitud de proporcionalidades empiricas de similitud de dos muestras diferentes a partir del logaritmo del resultado del cociente resultante de dividir , el Nivel de Sesgo de una Puntuacion Logaritmica Promedio entre otro Nivel de Sesgo de otra Puntuacion Logaritmica Promedio , a mas aproximacion a cero mayor similitud en las desviaciones que los modelos empiricos de cada muestra conforme el modelo teorico idealmente critico presentan . Ademas para facilitar la interpretacion de lso datos , se deben identificar las : Maximas en funcion de maximo valor , Minimas en funcion de maxima aproximacion al cero , e Intermedias , Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio .

- 1.2.4) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio : mide la similitud que existe entre la proporcionalidad empirica de similitud , que el comportamiento individual empirico puede tener según la idealizacion de la muestra , en

terminos generales promedio , con respecto de la proporcionalidad empirica de similitud que existe en otra muestra , a partir de obtener el logaritmo del cociente de los Niveles de Similitud de las Puntauciones Logaritmicas Promedio de una muestra dividido entre el de la otra muestra , en la medida que el logaritmo del cociente de un valor muy proximo al cero , esto indicara que el grado o medida de similitud que el modelo empirico de cada muestra presenta con el modelo teorico idealmente critico , es realmente ejemplar , de forma que , para facilitar la interpretacion de la correlacion , se debe tambien pasar a identificar las : Maximas en funcion de maximo valor , Minimas en funcion de maxima aproximacion al cero , Intermedias , Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio .

- 1.3) Correlaciones de los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables

  - 1.3.1) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables : mide las diferencias del Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable de una muestra con respecto del Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable de otra muestra . Es decir , mide las diferencias de sesgo que el comporamiento de una muestra como sujeto empirico puede tener con respecto de la muestra ideal como sujeto ideal , según esta diferencia puesta en contraste con la diferencia existente en otra muestra tratada como sujeto individual empirico con respecto de la muestra ideal como sujeto ideal , a fin asi de poder poner en relacion , la diferencia que puede existir entre el desvio de una muestra empirica como sujeto empirico según se desvie de la muestra ideal como sujeto ideal , para concretar , si el desvio de esta muestra empirica como sujeto empirico conforme una muestra ideal como muestra ideal , es mayor o menor , al desvio que otra muestra empirica como sujeto empirico puede tener con respecto de la muestra ideal como sujeto ideal . Es decir , aquí lo que se hace es contrastar , en que grado o medida , el desvio de una muestra empirica como sujeto empirico con respecto de la muestra idal como sujeto ideal , es un desvio mayor o menos con respecto del desvio que otra muestra empirica como sujeto empirico puede tener con respecto de la muestra idal como sujeto ideal . Se cotrastan asi los niveles de desvio empiricos de las muestras empiricas como sujetos empiricos con respecto de las muestras ideales como sujetos ideales . Para facilitar la interpretacion , cabe destacar la deteccion adecuada de las : Maximas según mayor valor posirtivo , Minima según mayor valor negativo , Intermedias , Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables .

  - 1.3.2) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables : se mide la diferencia que puede existir entre el grado o medida de similitud que una

muestra empirica como sujeto empirico puede mantener con la muestra ideal como sujeto ideal , con respecto del grado o medida de similitud que otra muestra empirica como sujeto empirico puede mantener con la muestra ideal como sujeto ideal . Aquí se mide la diferencia de grados o medidas de simimitud que una muestra , empirica como sujeto empirico en funcion logaritmica de una muestra ideal como sujeto ideal , tiene con respecto de otra muestra , empirica como sujeto empirico en funcion logaritmica de una muestra ideal como sujeto ideal. Es decir , se intenta averguar las diferencias de similitud que dos muestras empiricas como sujetos empiricos mantienen con las muestras ideales como sujetos ideales . De tal forma que para facilitar la interpretacion de los resultados , se debe tambien estimar el caculo de las : Maximas en funcion del mayor valor postivo , Minimas en funcion del mayor valor negativo , Intermedias , Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables .

- 1.3.3) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables : estudiaria el el grado de similitud que dos muestras entre si pueden presentar en sus desviaciones , según la desviacion del modelo empirico de una muestra como sujeto empirico (en funcion de un modelo ideal como sujeto ideal) tenga una desviacion similar o no a la desviacion del modelo empirico de otra muestra como sujeto empirico . Estudia el grado o medida de similitud que las desviaciones empiricas con respecto de los valores teoricos en el tramiento muestral como sujeto individual , presentan las diferentes muestras entre si mismas mutamente , atendiendo de esta forma a que , la similitud de las desviaciones que pueden tener las muestras tratadas como sujetos individuales , se estima , en funcion de transformacion logaritmica del resultado obtenido en el cociente obtenido en la divisionb del Nivel de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables entre si . Y una forma de facilitar la interpretacion de los datos obtenidos es mediante identificar : Maximas en funcion de maximo valor , Minimas en funcion de maxima aproximacion al cero , Intermedias , Corelaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo .

- 1.3.4)Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables : : mide el grado de similitud que existe entre la similitud que una muestra empirica como sujeto empirico puede mantener conforme una muestra ideal como sujeto ideal , en funcion logaritmica de la similitud que otra muestra empirica como sujeto empirico pueda mantener con la muestra ideal como sujeto ideal . Mide la similitud del grado o medida del comportamiento de similitud de dos muestras según del modelo empirico de cada muestra tienda a tener un comportamiento como sujeto empirico muy similar , conforme la muestra ideal como sujeto ideal . Calculandose a partir de la transformacion logaritmica del resultado de cociente de la division mutra de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables . Mide el grado en que la similitud de los niveles de similitud de dos muestras sea similar , segun cada muestra sea similar en su

modelo empirico como sujeto individual con respecto de un modelo ideal como sujeto ideal , estos indices de similitud de cada muestra como sujeo se tienden a buscar , en que grado los indices de similitud son tambien similares entre si en dichas muestras empiricas como sujetos empiricos . Para facilitar la interpretacion tambien se puede identificar las : Maximas en funcion de maximo valor , Minimas en funcion de maxima aproximacion a cero , Intermedias , Correlaciones de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo .

Como aunte general a lo enunciado cabe destacar ademas que , normalmente , el calculo siempre , de todas las formas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , ya sea el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , o en el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , o en el caso de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Promedio , o en el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , asimismo tambien en el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Niveles de Sesgo de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , y en el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , absolutamente siempre , en cualquier caso , siempre se debe estimar oportuno el calculo de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud de Puntuaciones Logaritmicas , de sujeto u opcion , Promedio o Mas Probables , como unas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion en donde siempre debe tenerse en cuenta la dotacion de signo , sea signo positivo o negativo , de los valores utilizados en la estimacion correlacional para la obtenicion , final , de dicha valoracion correlacional que sera en gran medida dependiente , en su interpretacon , del signo , positivo o negativo , obtenido , en cada forma correlacional estudiada . En la medida que siempre , en todos los valores correlacionados citados de los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , Promedio o Mas Probables , sera importante destacar en las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , en funcion del signo , positivo o negativo , cuales son las Maximas según signo npositivo mayor , cuales son las Minimas según signo negativo menor , Minimas según grado de aproximacion a cero , asi como Intermedias , en donde normalmente las Intermedias seran el resultado promedio de las Maximas como maximo valor positivo y las Minimas como maximo valor negativo . De forma que de manera invariante , inmutable , y constante , siempre , las estimaciones de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles , de Sesgo o Similitud , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , Promedio o Mas Probables , deberan tener en interes detallarse siempre el signo ,

positivo o negativo de los calculos , a fin de tenerse presente en las valoraciones que resultaran de dichos calculados con dotacion de signo negativo o positivo . Mientras que por el contrario , en el caso opuesto de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , o en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , o en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo de las Puntauciones Logaritmicas Promedio , o en las Correlacones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitudde las Puntuaciones Logaritmicas Promedio , o en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Nivles de Sesgo de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , como en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , absolutamente nunca debe ser tenido en cuenta la dotacion de signo positivo o negativo , en la medida que todo logaritmo de un valor negativo es igual a Error en la calculadora , de manera que se tendera a hacer una interpretacion en terminos absolutos , en donde normalmenta la Minima en funcion de maxima aproximacion a cero , sera la mas proxima a la Probabilidad Imposible , de forma que la maxima aproximacion a Probabilidad Imposible debera ser interpretada invariablemente como la que mas indice de similitud tiene , es decir , absolutamente siempre es digno de destacarse que , absolutamente siempre la Minima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u opcion de los Niveles , de Sesgo o de Similitud , de Sujeto u Opcion de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , Promedio o Mas Probable , sera siempre la Minima Correlacion Promedio de Similitud en cualquiera de sus modalidades logaritmicas , la que sea la mas correlacionada en terminos de similitud , ya que en terminos de similitud la maxima aproximacion al cero , en la medida que no se depende de la dotacion de signo en la interpretacion de los resultados , es la maxima aproximacion al cero el unico criterio para establecer maxima correlacion , al tempo que por el contrario la Maxima Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de Niveles , de Sesgo o de Similitud , de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , Promedio o Mas Probables , indicara escasa correlacion normalmente siendo maxima por su valor maximo de distanciamiento del cero dentro de la muestra de resultados obtenidos con la aplicación de la formulacion ya estimada .

2º) Valoraciones de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas

En el calculo un arquitectura estructural presentes en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas se tiende asi , a utilizar , tanto las codificaciones realizadas de los registros en aquellas muestras en las cuales no se ha estimado ningun tipo de calculo correlacional , en el caso de las estructuras de Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , presentadas en este ensayo , cabe citarse la realizacion de las jerarquizaciones de Puntos Medios Totales , probabilidades empiricas de Putos Medios Totales , o los Ultimos Puntos , tomando para su calculo , ademas de las Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , como las Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , tambien se tuvo en consideracion las muestras de codificaciones , obtenidas de lso registros , de las muestras relativas a aquellos comportamientos de aseo e higiene pesonal de Silvia asimilados por Yolanda , asi como tambien de los comportamientos etico-morales de Silvia asimilados por Yolanda . A su vez , en ultima instancia , la base del proceso de calculo de las Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , como del proceso de calculo de las Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , fueron las Correlaciones de Sesgo Minimo y las Correlaciones de Similitud que se estimaron partiendo de las codificaciones obtenidas de las muestras a correlacionar , a saber , asimilaciones de aprendizajes conceptuales de Yolanda sobre comportamiento del clima , y asimilaciones de comportamientos individuales-sociales de Silvia según el clima , a partir de los cuales se empezo el proceso correlacional .

2.1) Frecuencia , registro y codificacion

Las asimilaciones se establecieron sobre la base de que , las frecuencias de osbervacion observadas durante al etapa inicial de aprendizaje , dentro del proceso de asimilacion previo a la integracion , fueron frecuencias que se fueron contabilizando durante un tiempo de osbervacion , indicandose la frecuencia de ocurrencias en cada elemento de aprendizaje , siendo cada elemento de aprendizaje una variable que se puede denotar con el nombre de sujeto u opcion en la tabla de osbervacion de anotacion de frecuencias . Una vez que se han anotado las frecuencias de cada sujeto

u opcion , entonces , se pasa a registrar el sujeto u opcion , para lo cual , el registro es igual al numero de frecuencias observadas dividido entre el tiempo de observacion que duro la investigacion observacional . El tiempo de osbervacion puede ser entendido de muy diferentes categorias , el tiempo , en el caso particular de las asimilaciones de Yolanda , yo lo he interpretado como dias , pero tambien se puede entender como segundos , como nanosegundos , o como unidades astronomicas o años luz si se quisiera para algun fin en donde este tipo de medicion es mas acorde con el interes de la investigacion cientifica . En una investigacion nanotecnologica , quizas la estimacion de registro se podria hacer a traves del cociente de frecuencia dividido entre nanosegundos , en una estimacion astronomica dada quizas el registro podria medirse en terminos de frecuencia dividido entre años luz si fuera necesario , o frecuencia dividido entre alguna estimacion de tiempo adaptado a la precisiona stronomica de medicion temporal en el espacio universal . En el caso de otras mediciones , quizas el registro podria entenderse como frecuencia dividido entre milisegundos , o entre cualquier unidad temporal de interes para adaptar el procecimiento matematico al interes de la investigacion cientifica que se este realizando . A partir de la estimacion del registro oportuno se puede pasar a la codificacion de los datos , siendo la codificacion de los datos igual a la probabilidad empirica de registro , siendo la probabilidad empirica de registro igual al cociente del registro del sujeto u opcion dividido entre el sumatorio de registros totales obtenidos previamente . Asi de esta forma la codificacion ya podria ser utilizado directamente en una Inteligencia en Arbol de Asimilaciones no selectivas , en el caso de que no se tuviera mas pretensiones en la investigacion .

- 2.1.1) Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas a partir de un conjunto de muestras codificadas

    - 2.1.1.1) Arquitectura : la Inteligencia en Arbol se estructura por nodos , en cada nodo se intenta representar un valor matematico empirico que sera puesto en relacion con un valor teorico , de forma que de cada nodo se obtendra un Nivel de Sesgo , tambien se podria obtener si se desara un Nivel de Similitud , aunque en el caso concreto de este ensayo unicamente he estimado los respectivos Niveles de Sesgo al igual que en el capitulo trigesimo septimo de la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad .

        - 2.1.1.1.1) Nodos inferiores : Las codificaciones de cada sujeto u opcion son los nodos inferiores de toda la estructuracion arquitectonica de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivs

- 2.1.1.1.2) A partir de las codificaciones de cada muestra se obtendria el Punto Medio Total de cada muestra , para la obtencion del Punto Medio Total de cada muestra se puede utilizar independientemente tanto el metodo geometrico como el metodo aritmetico , ya explicados con suficiente detalle en Intuicion y Probabilidad , asimismo como tambien en la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad .

- 2.1.1.1.3) Nodos intermedios : probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales ; de los Puntos Medios Totales de las muestras se vendria a obtener lo que , en Intuicion y Probabilidad , denomine , la Recta de Regresion Total , para lo cual , se estima necesaria el calculo obligado de las probabilidades empiricas de Punto Medio Total , estas probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales seran los nodos intermedios de la arquitectura de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , pudiendose obtener tanto las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales a traves obtenidos con el metodo geometrico como de los obtenidos con el metodo aritmetico

- 2.1.1.1.4) Nodo superior o vertice superior : el Ultimo Punto ; de las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales se calcula el Ultimo Punto , y el Ultimo Punto representa el nodo superior de la estructura de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas . En el ejemplo que yo he trabajado en este ensayo , unicamente existia un unido Ultimo Punto porque unicamente he trabajado con un unico conjunto muestral . Pero en el caso de que trabajemos con mas conjuntos muestrales , entonces , de cada conjunto muestral se podria obtener su respectivo Ultimo Punto , y del conjunto total de Ultimos Puntos de los respectivos conjuntos muestrales , se podria tambien cacularse las probabilidades empiricas de los Ultimos Puntos , de las cuales obtener un Meta-Ultimo Punto , que seria un nodo aun mas superior , un supranodo por decirlo de alguna forma , en la estructuracion de la Inteligencia en Arbol . A partir del Meta-Ultimo Punto como fruto de los Ultimos Puntos de las probabilidades empiricas de Ultimos Puntos de un conjunto de muestras , si ademas , se tuviera ocasión de que , se tuvieran enesimas series , y en cada serie un conjuntos de muestras , entonces , por cada serie de conjuntos de muestras se podria obtener por tanto un Meta-Ultimo Punto , y por tanto , de los Meta-Ultimo Puntos obtenidos en cada enesima serie de conjuntos de muestras podriamos calcular por tanto las probabilidades empiricas de los Meta-Ultimo Puntos y asi calcular un Mega-Ultimo Punto . A su vez , igualmente , si tenemos una topologia de enesimas series de conjuntos de muestras , y en cada forma de la topologia de enesimas series de conjuntos de muestra , se obtuvbiera un Mega-Ultimo Punto , entonces se podrian calcular las probabilidades empiricas de los Mega-Ultimo Puntos , y de las probabilidades empiricas de los Mega-Ultimos Puntos se podria obtener por tanto un Macro-Ultimo Punto superior a todos los demas . Y si diera la casualidad de que disponemos de una muestra de Macro-Ultimos Puntos ,

entonces calcular la probabilidades empirica de los Macro-Ultimos Puntos y obtener el Ultimo Punto de dicha muestra de Macro-Ultimos Puntos

- 2.1.1.2) Estudio de los Niveles de Sesgo en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas

  - 2.1.1.2.1)Valores empiricos en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas :

    - 2.1.1.2.1.1) Valor empirico de sujeto u opcion de nodo :

      - 2.1.1.2.1.1.1) Valor empirico de sujeto u opcion en el nodo inferior : en el nodo inferior , es decir , en los sujetos u opciones individuales de cada muestra , el valor empirico es igual a la codificacion del registro obtenido tras el proceso de osbervacion de frecuencias durante el tiempo observado . La codificacion es el valor empirico de sujeto u opcion de los nodos inferiores .

      - 2.1.1.2.1.1.2) Valor empirico de sujeto u opcion en el nodo intermedio : en el nodo intermedio la probabilidad empirica del Punto Medio Total es el valor empirico de sujeto u opcion de dicho nodo . La probabilidd empirica de Punto Medio Total es asi el valor empirico del nodo , habiendose obtenido , ya bien con el metodo geometrico o con el metodo aritmetico , sobre las codificaciones de la muestra .

      - 2.1.1.2.1.1.3) Valor empirico de sujeto u opcion en el nodo superior : en el nodo seperior el Ultimo Punto , o la probabilidad empirica del Ultimo punto de haber multiples Ultimos Puntos de los que obtener probabilidfades empiricas , y despues en funcion de existencia de nodos aun mas superiores , serian los nodos superiores o sus probabilidades empiricas de no ser unicos en su especue , en donde las probabilidades empiricas de los nodos superiores , o el propio nodo superior si es unico en su especie , seran los valores empiricos del nodo o nodos superiores , vertices o vertice de la Inteligencia en Arbol

    - 2.1.1.2.1.2) Valores empiricos de evolucion del fenomeno :

      - 2.1.1.2.1.2.1) Valor empirico de evolucion del fenomeno en nodo superior : igual a la unidad dividido entre dos si unicamente hay un

nodo , en la medida que todo nodo podria ser o no ser realizado , como probabilidad teorica minima , y si hay mas de un nodo superior entonces la unidad dividida entre el numero de nodos superiores.

- 2.1.1.2.1.2.2) Valor empirico de evolucion del fenomeno en nodo intermedio : cociente entre el valor empirico de evolucion del nodo superior dividido entre el numero de sujetos u opciones individuales muestras codificados , y a su vez el resultado del cociente multiplicado por el numero de codificaciones de las que se obtuvbiera el Punto Medio Total del que despues se obtendria el valor empirico de dicho nodo .

- 2.1.1.2.1.2.3) Valor empirico de evolucion del fenomeno en nodo inferior : cociente del valor empirico de evolucion del nodo intermedio entre el numero de codificaciones de la muestra a la que pertenece dicho nodo inferior , lo cual en realidad es igual a , el valor empirico de evolucion del fenomeno del nodo superior dividido entre el numero total de sujetos u opciones muestrales individuales codificados ,en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , en total .

- 2.1.1.2.2) Valores teoricos de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas

  - 2.1.1.2.2.1) Valores teoricos de nodo de sujeto u opcion de nodo

    - 2.1.1.2.2.1.1) Valor teeorico de nodo de sujeto u opcion de nodo superior : el valor teorico de nodo de sujeto u opcion de nodo superior es igual a la probabilidad teorica de dicho nodo superior , la probabilidad teorica sera igual o bien a la unidad dividida entre dos si unicamente hay un nodo superior en que , la probabilidad teorica es que se realice o no se realice , es decir , la unidad dividida entre dos , o de existir mas de un nodo superior entonces la probabilidad teorica sera igual a la unidad dividido entre el numero de nodos superiores existentes .

    - 2.1.1.2.2.1.2) Valor teorico de sujeto u opcion del nodo intermedio : el valor teorico de sujeto u opcion del nodo intermedio es igual a la probabilidad teorica sobre el conjunto de nodos interrmedios , la cual sera igual a la unidad dividida entre el numero de nodos intermedios que existan . El cociente resultante de dividir la unidad entre el numero de nodos intermedios sera igual a , el cociente de dividir la unidad entre el numero de muestras , en la medida que habra tantos nodos como muestras.

- 2.1.1.2.2.1.3) Valor teorico de sujeto u opcion del nodo inferior : probabilidad teorica de la muestra de codificaciones que es igual a , la unidad dividido entre el numero de sujetos u opciones que tenga la muestra de codificaciones obtenida .

- 2.1.1.2.2.2) Valores teoricos de evolucion del fenomeno

  - 2.1.1.2.2.2.1) Valor teorico de evolucion del fenomeno en nodo superior : en caso de existir un unico nodo superior , entonces el valor teorico de evolucion del fenomeno es igual a la unidad dividida entre dos , o en caso de haber mas nodos entonces , el valor teorico de evolucion del fenomeno sera igual a , el valor teorico del nodo superior Meta-Ultimo Punto igual a la unidad dividido entre dos , a su vez dividido entre el numero de nodos de Ultimo Punto que existieran .

  - 2.1.1.2.2.2.2) Valor teorico de evolucion del fenomeno en nodo intermedio : el valor teorico de evolucion del nodo superior se dividide entre el numero de muestras , y como hay tantas muestras como nodos intermedios , pues hay un nodo intermedio por cada muestra , esto es igual a dividir el valor teorico de evolucion del fenomeno del nodo superior entre el numero de nodos intermedios .

  - 2.1.1.2.2.2.3) Valor teorico de evolucion del fenomeno en nodo inferior : el valor teorico de evolucion del nodo intermedio se dividide entre el numero de sujetos u opciones codificados en la muestra de los cuales se obtuviera el Punto Medio Total , del cual posteriormente se obtendria el nodo intermedio correspondiente a dicha muestra , es decir , el valor teorico de evolucion del fenomeno del nodo inferior es igual a dividir el valor teorico de evolucion del fenomeno en nodo intermedio , dividido entre el numero de codificaciones que engloba la muestra al que corresponde dicho nodo intermedio , dentro de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas.

- 2.1.1.2.3) Niveles de Sesgo

  - 2.1.1.2.3.1) Niveles de Sesgo de sujeto u opcion : la diferencia existente entre cada valor empirico de sujeto u opcion en cada nodo con respecto el valor teorico de sujeto u opcion respectivo del nodo . Diferencia del valor

empirico de sujeto u opcion del nodo superior con respecto del valor teorico de sujeto u opcion del nodo superior . Diferencia del valor empirico de sujeto u opcion de cada nodo intermedio con respecto del valor teorico de sujeto u opcion de cada nodo intermedio . Diferencia del valor empirico de sujeto u opcion de nodo inferior con respecto del valor teorico de sujeto u opcion de nodo inferior .

- 2.1.1.2.3.2) Niveles de Sesgo de evolucion del fenomeno : la diferencia existente entre cada valor empirico de evolucion del fenomeno de cada nodo con respecto del valor teorico de evolucion del fenomeno respectivo del nodo . Difereencia existente del valor empirico de evolucion del fenomeno del nodo superior con respecto del valor teorico de evolucion del fenomeno del nodo superior. Diferencia existente del valor empirico de evolucion del fenomeno en cada nodo intermedio con respecto del valor teorico de evolucion del fenomeno respectivo de cada nodo intermedio . Diferencia existente entre el valor empirico de evolucion del fenomeno en cada nodo inferior con respecto de sus respectivos valores teoricos de evolucion del fenomeno de nodo inferior .

2.2) Casos con muestras correlacionadas

En el caso de que la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas se tenga que hacer , teniendo en consideracion la presencia de muestras correlacionadas , entonces se tendria que realizar las siguientes operaciones matematicas :

- 2.2.1) A partir de las codificaciones obtenidas en cada sujeto u opcion de la muestra , poder asi calcular las correlaciones que se pretenden estudiar :

  - 2.2.1.1) Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de las codificaciones , las cuales tambien podrian ser sometidas a contrastes , a partir de considerar como muy representativas aquellas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de las codificaciones que se encuentren por debajo de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , siendo la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total igual al sumatorio de todas las Correlaciones de Sesgo Minimo divididas entre el numero total de Correlaciones de Sesgo Minimo realizazas . Aquellas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion superiores a la Correalcion Promedio de Sesgo Minimo Total se consideradan poco representativas . El calculo de la

diferencia de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de las codificaciones con respecto de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total se denominara : Nivel de Representatividad Correlacional de Sesgo Minimo .

- 2.2.1.2) Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de las codificaciones , las cuales tambien podrian ser sometidas contrastes , a partir de considerar como muy representativas aquellas Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de las codificaciones que se encuentren por debajo del Criterio de Selección de Similitud , siendo el Criterio de Selección de Similitud igual al sumatorio de las Correlaciones de Similitud promediado entre el numero de sujetos u opciones . De manera que , una Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion superior al Criterio de Selección de Similitud se considerara poco representativa . La diferencia entre la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de las codificaciones con respecto del Criterio de Selección de Similitud , se denominara , Nivel de Representatividad Correlacional de Similitud .

- 2.2.2) Probabililidad empirica de las correlaciones invertidas : en la medida que normalmente , tanto las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , como las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , tienden a ser mas representativas cuanto mas tienden a aproximarse a cero , es decir , cuanto mas tienden a aproximarse a la Probabilidad Imposible , y en la medida que normalmente , las Puntuaciones Logaritmicas que se consideran mas probables , es decir , inferiores a la Desviacion Mas Probable , son aquellas Puntuaciones Logaritmicas de probabilidades empiricas de mayor frecuencia , algo que es de vital importancia en el estudio de la teoria logaritmica , que he venido utilizando en las estructuras de Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas . Y en la medida de que tambien es de destacar que , una Correlacion Promedio , fuere de Similitud o de Sesgo Minimo , de Sujeto u Opcion que se aproxime a cero , es una correlacion cuyo Nivel de Sesgo en ele studio de los Niveles de Sesgo de sujeto u opcion , o en lso Niveles de Sesgo de evolucion del fenomeno , en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , tenderia a incrementarse , cuando en realidad , una Correlacion Promedio , fuere de Sesgo Minimo o Similitud , de Sujeto u Opcion proxima a cero , es decir , proxima a Probabilidad Imposible , tiende a ser muy similar a las restantes variables de los respectivos sujetos u opciones , la forma asi de poder utilizar las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de las codificaciones , o la forma de poder utilizar las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , en el marco del calculo de las Inteligencias en Arbol , tanto de asimilaciones no selectivas como selectivas , es permitiendo transformar estas Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , y Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , a unas condiciones matematicas ideales para ser utilizables dentro de la teoria de la Inteligencia en Arbol para lo cual se dan las siguientes transformaciones matematicas :

- 2.2.2.1) Inversion de las correlaciones a partir de las diferencias de las correlaciones con respecto de la unidad , la unidad como primer factor de la diferencia se resta al segundo factor de la diferencia que son las correlaciones .

    - 2.2.2.1.1) Inversion de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion : a la unidad se le resta la Correalcion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion

    - 2.2.2.1.2) Inversion de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion : a la unidd se le resta la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion .

- 2.2.2.2) Probabilidades empiricas de las correlaciones invertidas , se estima la probabilidad empirica de cada correlacion que se ha incvertido al ser restada a la unidad , las propias probabilidades empiricas de las correlaciones invertidas podran ser utililizadas como nodos inferiores en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , siendo a partir de las probabilidades empiricas de las correlaciones invertidas de las que despues se podran obtener , tanto los Puntos Medios Totales , a poder asi tener en consideracion en el calculo de los nodos intermedios y nodos superiores de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas.

    - 2.2.2.2.1) Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida : la inversion de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion dividida entre el sumatorio de todas las inversiones de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion . La Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion puede ser utilziada como nodo inferior , en donde se pueden utilizar todas las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , o descartarse aquellas variables que tenian una Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion superior a la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo Total , ya sea descartando o no , las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion que se incluyan seran nodos inferiores , en una Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , asi como a partir de estos nodos inferiores obtener Puntos Medios Totales , por metodo geometrico o aritmetico , a tener en cuenta en el calculo de los nodos intermedios y nodos superiores , para posteriormente calcular los Niveles de Sesgo de sujeto u opcion de nodo , o los Niveles de Sesgo de evolucion del fenomeno .

    - 2.2.2.2.2) Asimismo la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida : la inversion de la Correlacion

Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion dividida entre el sumatorio de todas las inversiones de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , de manera que , cada Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidapuede ser utilizada como nodo inferior en una Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , o si se quiere , finalmente , en la Inteligencia en Arbol se podrian descartar aquellas Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , cuya Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion fuera suoperior al Critrio de Selección de Similitud siendo poco representativa , en cualquier caso , y fuere como fuere , a partir de aquellas Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida se pueden estimar los Puntos Medios Totales oportunos , para despues , asi calcular los nodos intermedios y nodos superores de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , y poder asi calcularse los Niveles de Sesgo de sujeto u opcion del nodo , y los Niveles de Sesgo de evolucion del fenomeno .

- 2.2.3) Puntuaciones Logaritmicas de las Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Similitud o de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , a partir del calculo de las Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion se pueden estimar tanto : Puntuaciones Logaritmicas de Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , Puntuaciones Metalogaritimicas Simples de Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida en donde sera mas probables las inferiores a la unidad , del cociente de la Puntuacion Logaritmica entre la Desviacion Mas Probable , y como logaritmo del resultado del cociente , la obtencioon de la Puntuacion Metalogaritmica Compleja de la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida . Igualmente tambien se puede calcular la Puntuacion Logaritmica de la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , la Puntuacion MetaLogaritmica Simple de la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Inivertida , y la Puntuacion Metalogaritmica Compleja de la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida .

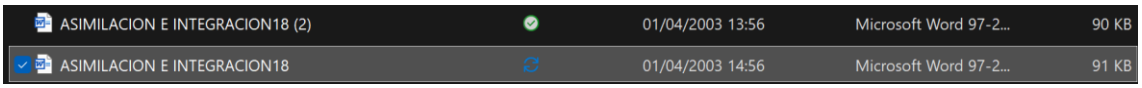
- 2.2.4) En la creacion de una Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , podemos tomar para la configuracion de los nodos inferiores , tanto muestras de codificaciones como muestras de Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , o muestras de Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en donde , tanto las muestras codificaciones como las muestras de las probabilidades empiricas de las correlaciones invertidas , son siempre los nodos inferiores , aunque es recomendable en principio , que posteriormente para el calculo de los nodos intermedios , es decir , para el calculo de las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , asimismo como

posteriormente para el calculo de los nodos superiores , o bien se utilicen conjuntamente con las estimaciones de Puntos Medios Totales , de metodo artmetico o geometrico , de las muestras de codificaciones , el Punto Medio Total de la muestra , o muestras , de las Probabildiades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , o bien , se tome conjuntamente con dichos Puntos Medios Totales de las muestras de codificaciones , el Punto Medio Total de la muestra , o muestras , de Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , y al igual que nunca se deben mezclar en el calculo de los nodos intermedios los Puntos Medios Totales obtenidos con el metodo geometrico con los obtenidos con el metodo aritmetico , de forma que como nodos intermedios unicamente se estime la muestra de probabilidades empiricas de Puntos Medios Totales obtenidos con el metodo geometrico , de forma separada e independiente a la muestra de probabilidades empiricas de Puntos Medios Totales obtenidos con el metodo aritmetico , siendo asi , según estimen las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales geometricos o aritmeticos , dos modalidades de nodo intermedio , de los que surgiran dos modalidades de nodos superiores , igualmente no es conveniente mezclar en muestras de calculo de obtencion de los nodos intermedios y nodos superiores , los Puntos Medios Totales relativos a las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , con respecto de los Puntos Medios Totales de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida .

La Inteligencia en Arbol , tanto de las asimilaciones no selectivas , como de las asimilaciones selectivas , es una herramienta matematica que puede aportar importantes avances fundamentales en las matematicas de este nuevo siglo , y de este nuevo milenio despues de Cristo . Cuando un matematico , como yo mismo , afirma que esta en disposicion de crear la mayor revolucion matematica de los ultimos años , quizas sea un tanto presuntuoso , o quizas pueda aparentar algo demasiado excentrico , una excentricidad que ademas suele ser muy caracteristicas de las imágenes que todos tenemos de la ciencia , el cientifico solitario en su torre de marfil que idea quimeras y sueños imposible sobre castillos de hadas en el aire , no obstante estoy firmemente convencido que mis descubrimientos matematicos , pueden suponer una revolucion fundamental en las matematicas , capaces de crear una investigacion matematica lo suficientemente innovadora como para afirmar que , en mi opinion y a raiz de mis propios descubrimientos matematico , considero que , despues de mis descubrimientos , las matematicas pueden presentar un cambio espectacular especialmente en la formulacion y tambien en la interpretacion de las formulaciones matematicas , que espero que algun dia , se puedan reconocer publicamente mis meritos matematicos a pesar de la dramatica situacion personal que padezco constantemente .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad



(Capitulo 18)

Los actos criminales XXX usa tecnicas sovieticas de tortura . El XXX usa psicologia sovietica conductista para torturarme . El XXX pretende condicionar mi respuesta fisiologica de sueño a algun ruido que sirva de estimulo conidicionante . De esta forma , cada vez que el XXX me tortura con el estimulo conidicionante del sueño para que yo desarrolle la respuesta condicionada de sueño y me intenta asesinar aumentando el volumen de los ruidos , cambiando de tono , volumen y de oido , con ritmos musicales , y me tortura cuando realizo mis necesidades fisiologicas , cada vez que del rollo de papel higienico obtengo una parte para limpiarme . La comunidad internacional debe arbitrar politicas de castigo contra el XXX . Una forma de castigo internacional contra el pais español , es que la comunidadd internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda tener al escribir , y la comunidad internacional proteja la seguridad de mi familia y la seguridad de mis descubrimientos matematicos .

1º) Concepto de Integracion

La asimilacion es el proceso por el cual , un sistema , es capaz de poder obtener del medio ambiente aquellos elementos necesarios para permitir un proceso optimo de crecimiento y evolucion , que permita la maduracion continua del sistema en armonia con el medio ambiente en que se encuentre . Estos elementos de los cuales el sistema precisa , dependen de la naturaleza del sistema , un sistema que se nutra de informacion , debera asimilar informacion ambiental , si un sistema se nutre de material organico para poder continuanr viviendo una existencia biologica , entonces dicho sistema debere asimilar nutrientes organicos para continuar el ciclo vital , si un sistema se establece sob re la base de asimilacion de fotones de energia solar que pueda transformar en energia biologica o tecnologica , entonces dicho sistema debera crear los sistemas adecuado de obtenicion de fotones para el mantenimiento energetico sistematico que precisan sus sistemas operaciones minimos . La asimilacion que desarrollan los sistemas senseriales humanos corresponderian a la asimilacion de informacion del exterior : cuando el ojo humano capta lguna señal visual en forma de intensidad de fotones , esta informacion es asimilada por el ojo humano en forma de transformacion de la señal de fotones en un sistema de señales electricas , que desde el par optico llega al lobulo cerebral pertinente , en donde el cerebro , a partir de esta asimilacion electrica de convertir una señal de fotones en un sistema de comunicación sinapticoneuronal , es cuando el cerebro empieza el proceso de integracion sensorial , de la cual despues dependera la integracion perceptiva , en la creacion de una gestalt de lo percibido por el ojo humano . En un principio cuando la cornea es atravesada por un hilo de luz que es graduada en la pupila , según la dilatacion o no de la pupila en funcion de la intensidad de descarga energetica de fotones de la luz observada , para asi poder ser captada por la retina y el cristalino , hacer la inversion de la imagen , y con los conos y bastones dar la tonalidad cromatica necesaria según la intensidad del espectro de luz del analisis de los fotones , y poder , a traves del nervio optico superar el punto ciego , ir por el par optico craneal al lobulo cerebral en forma de señal electrica de la realidad percibda en intensidad de fotones solares , en realidad , todo este proceso que desarrolla constantemente el ojo humano es un proceso de asimilacion de bits de informacion . Los bits de informacion que el ojo humano procesa se podrian estudiar desde el punto de vista de la cantidad de señales electricas emitidas , o intensidad electrica emitida , desde el punto ciego , por el cual el nervio optico a trtaves del par craneal termine desembocando al lobulo cerebral . La cantidad de bits de informacion que el ojo humano asimile , sera normalmente gambien proporcional a la cantidad de bits de informacion que pueda mantener en cada elemento de informacion en cada linea de la imagen visual , al igual

que en un sistema de imagen fotografica , toda fotografia se compone de lineas , cada linea de la fotoggrafia dispone de una serie de elementos , y cada elemento se puede procesar en una serie limitada de bits de informacion , siendo los bits de informacion tipificables en formas computacionales basicas , utilizando para el caso el sistema binario computacional , a partir por tanto del proceso que elabora el ojo humano de convertir una señal en intensidad de fotones en una serie continua de bits de informacion , este proceso de asimilacion biologica del sistema exterceptivo visual del hombre , se podria considerar en suma un tipo de sistema de asimilacion de bits de informacion visual , a replicar en proceso de produccion de sistemas de Percepcion Artificial , en las cuales se pretende elaborar un sistema , via modem normalmente en un sistema no muy diferente al modem , con el que desde nuestras casas podemos convertir la señal electrica en una señal cibernetica para conectarnos a internet , convertir las emisiones de fotones en emisiones de bits de informacion a poder opèrar en modelos informaticos de integracion de las diversas vias de informacion sensorial artifricial , a traves de multiples modalidades de sensores , se pudieran obtener en la asimilacion de la informacion que se pudiera recoger , y esta informacion asimilada despues poder integrarla . El sistema de percepcion humano se establece sobre la multitud de sistemas exterceptivos de obtencion de informacion , es decir , de asimilacion de informacion . A nivel mas corriente la asimilacion exteroceptiva que cualquier hombre realiza normalmente es : asimilacion de la informacion procedente del organo sensorial visual como mas importante , asimilacion de la informacion procedente del organo sensorial auditivo como seguno en imporancia , asimilacion de la informacion procedente del organo sensorial tactil como termometro de la temperatura ambiental y por tanto es el tercero en importancia , y posteriormente , se reparten los niveles de importancia , entre las asimilaciones que se puedan alcanzar del olfato o del gusto , según la constitucion de la persona , en algunos casos el olfato puede estar mas desarrollado que el gusto , siendo en si los dos organos sensoriales mas importantes en el proceso de nutricion en la toma de alimentos . Todas estas vias de toma de informacion sensorial , son en si sistemas de asimilacion de informacion , la informacion recibida se asimila convirtiendola en unidades de bits de informacion que se envian constantemente al cerebro , a traves de los pares craneales en los organos sensoriales ubicados en la cabeza , o a traves de la columna vertebral en los organos de las extremidades como el tacto . Ademas pueden existir otras formas de percepcion exteroceptiva como pueden ser en los impulsos musculares los efectos y receptores que desarrollan las acciones psicomotoras , que aportan continuamente informacion vital ,tambien asimilada en forma de bits de informacion , al crebro , en el feed back del control de la accion y control tonico muscular siendo en esencia el tono muscular otra forma de percepcion , interoceptiva , pero que tambien puede tener relevancia en la percepcion exteroceptiva . Una vez que el cerebro humano recibe toda la informacion asimilada en bits de informacion en intensidades o modalidades de señales electricas , es cuando el cerebro humano pasa a la integracion de la

informacion recibida . En las areas de Brocca de diseccion del cerebro humano en areas de centros de control de diversas actividades humanas , en el lobulo correspondiente a las areas 1 y 3 es en donde se empiezan a desarrollar las integraciones sensoriales , asi como despues las areas correspondiente 17 y 18 hacen la integracion perceptiva . ¿qué es el proceso de integracion? Todas las unidades de bits de informacion que recibe el cerebro se intentan introducir en un modelo configurativo de la realidad percibida , a traves de los diferentes sensores , del sensor optico el cerebro ha podido obtener una serie de intensidades de emision de fotones , del sensor tactil el cerebro ha podido obtener una serie de datos de temperatura , del sensor auditivo ha podido obtener el cerebro una serie de datos de orientacion y direccion de los eventos , asi como de los sensores gustativos y olfativos ha podido obtener otras informaciones . Estas informaciones son procesandolas integrandolas pudiendo asi crear una integracion mental de la realidad percibida . Una bonita tarde en el campo paseando junto tu querida novia o tu querido novio se puede convertir en una apasionada integracion perceptiva en donde : el olor que despide el aroma de los cabellos de tu amada se entremezcla entra la diversidad de emisiones de fotones del sol chocando contra la composicion molecular de sus cabellos , mientras el dulce sonido de sus palabras se entremezclan entre el sabor de sus besos ¿ que acabo de suceder? Una multitud de integraciones sensoriales , que vienen a producir posteriormente un estado emoicional tonico muscular en el hombre que se encuentre disfrutando de dicha tarde con la mujer que ama , al tiempo que se produce una respuesta interoceptiva en los efectores y receptores musculares de relajamiento ante la situacion de ausencia de peligro , y creacion de sensaciones de placer . De un objeto podemos tener diferentes vias de obtenicion de informacion : supongamos que un paleontologo ha descubierto el esqueleto de un dinosaurio enterrado hace millones de años bajo una capa de iridium , imediantamente , el paleontologo hace un analisis de carbono 14 , analiza la anatomia , estudia si existe algun tipo de alteracion anatomica o hace una especie de analisis de las causas de la muerte del animal , y estudia tambien el tipo de composicion geologica en donde el dinosaurio es encontrado , para determinar si algun resto devegetal fosil o algun insecto fosil del cual extraer alguna conclusion sobre que tipo de medio ambiente solia frecuentar dicho dinosaurio o cual era su dieta , asi , a partir de estas investigaciones , el paleontolo integra todas estas informaciones y puede hacer un informe : edad del dinoausario según su madurez anatomica , periodo geologico en el cual pudo vivir , cuales fueron las causas de su muerte , que tipo de medio ambiente solia frecuentar y cual era su forma de vida . La informacion se integra pudiendo dar una imagen total del comportamiento del animal , a pesar de que hayan transcurrido incluso mas de 65 millones de años de su existencia . Cuando estamos ante un jarron chino o ante unas flores aromaticas , la integracion sensorial trabaja de igual forma : las asimilaciones visuales se integran junto con las asimilaciones olfativas , o las asimilaciones tactiles de la textura del material en que se ha fabrticado o el jarron o la textura biologica de la planta . La integracion se puede

definir a partir de esta primera aproximacion al concepto como : el proceso por el cual unidades individuales de asimilacion pasan a formar parte de un conjunto global . Ahora bien , el ejemplo que acabo de exponer unicamente nos permite comprender una forma de integracion en funcion de integrar asimilaciones individuales , pero la integracion tambien puede ser mucho mas amplia . Una vez que el paleontologo ha podido redactar un informe sobre el dinosuario encontrado en los yacimientos , los conocimientos obtenidos sobre el dinosaurio se pueden poner en relacion con los conocimientos previos que la comunidad cientifica ha ido leaborando sobre el jurasico o sobre el cretacio . A partir de aquí la integracion ya no es solo poner en relacion una serie de informaciones asimiladas individualmente , sino que la integracion tambien puede consistir en que : si el dinosuario pertenecio a una epoca geologica concreta en que el planeta tenia unas condiciones ambientales concretas , poner en relacion los descubrimientos obtenidos sobre la vida del dinosuario descvubierto en funcion de los conocimientos anteriores , lo cual en parte puede suponer una forma de falsacionismo si en el nuevo dinosuario desvcubierto se pudieran encontrar algunas evidencias que negaran hipotesis previas , o tambien podria suponer un enriquecimiento de las hipotesis previas si el dinosaurio descvubierto pudiera asi garantizar la vracidad de las hipotesis previas al propio descubrimiento . De manera que los descvubrimientos cientificos que se pudieran obtener al descubrir los restos anatomicos fosilizados de un dinosaurio , al ponerse en relacion con los conocimientos previos sobre los dinosuarios que la comunidad cientifica ha ido leaborando , entonces , lo que se pasa a hacer , es un proceso de integracion , en donde los nuevos conocimientos obtenidos tras el descubrimiento pasan a integrarse con los conocimientos previos , de forma que los nuevos descubrimientos o bien demuestran la falsedad de los conocimientos previos , o bien los conocimientos nuevos demuestran la autenticidad de los conocimientos previos . Este proceso de construccion de la ciencia , en funcion de la integracion de los nuevos descubrimientos cientificos con los previos es lo que en psicologia del aprendizaje Bruner denomino aprendizaje por descubrimiento , en donde el aprendizaje por descubrimiento es aquel aprendizaje que permite obtener nuevos conocimientos , y estos nuevos conocimientos ,según Bruner pueden o bien modificar los conocimientos previos , o bien consolidar los conocimientos previos , y en todo caso crear siempre nuevos conocimientos , en una estructura arquitectonica no muy diferente al que he venido utilizando , al ser tambien Ausubel un especialista en psicologia del aprendizaje que utilizo estas tecnicas aquí descritas , sindo mas conocido por su teoria del aprendizaje significativo . Jean Piaget que en realidad fue el primer psicologo del aprendizaje en introducir estos conceptos , mucho antes de que la filosofia de Karl Popper tuviera el éxito que ha tenido , Jean Piaget sostenia que el aprendizaje al igual que la maduracion biologica de cualquier ser vivo , es un proceso de asimilacion y acomodacion , la asimilacion en esencia es el proceso por cual un sistema toma de elementos del medio ambiente externo , y la acomodacion es el proceso de las modificacones estructurales que sufre el propio sistema para

acomodarse a los nuevos elementos que se han asimilado . En la psicologia genetica de Jean Piaget este tipo de proceso es esencialmente biologico , ya el proceso de aprendizaje depende de la maduracion del ser humano , lo cual tambien supone una determinacion que en el caso de la Afectividad Artificial yo no la creo conveniente , dado que un sistema robotico unicamente podra estar determinado por la potencia computacional o por la cantidad de memoria del disco duro , pero evidentemente , mi robot Yolanda no depende de factores de madurez biologica , al ser un robot de caracteres mecanico-electronicos , que ademas intentar encontrar una cierta independencia y autonomia con respecto de la intervencion humana en sus sistemas de aprendizaje . Sin por ello olvidar que toda la teoria matematica que aquí en Asimilacion e Integracion estoy desarrollando , es una teoria matematica tan valida para la creacion de Aprendizaje Artificial , como para la creacion de ciencia en general en cualquiera de sus facetas , ya que como acabo de demostrar comparando la propia teoria de Karl Popper con la teoria de Bruner , Ausubel o Piaget , en realidad , la psicologia del aprendizaje parte de los mismos parametros de evolucion del conocimiento que la epistemnologia cientifica en general . Ahora bien , lo que es logico es que un sistema mecanico-electronico no puede guiarse bajo parametros de madurez biologica , y en este contexto es la teoria de Vigotski de la Zona de Desarrollo Proximo , o Zona de Desarrollo Potencia en la psicologia israeli , y la Zona de Desarrollo Real , lo que debe de ser utilizado como una fuente psicologica elemental . Aunque tambien con ciertas limitaciones . La psicologia de Vigltsky de la Zona de Desarrollo Proximo parte de algunas premisas que no son del todo asimilables a un contexto computacional , ya que dentro de la teoria de Vigotski el aprendizaje en cierta forma parte de un paralelismo en la evolucion ontogenetica humana con la filogenetica , y este tipo de paralelismo en el caso de la investigacion de modificacion de la Inteligencia Artifificial , y modificacion de la Afectividad Artificial , en la creacion de Aprendizaje Artificial , es de escasa utilidad , dado que los seres artificiales a diferencia de los seres biologicos como el hombre , los seres artificiales no tienen sistemas de maduracion ontogenetica , es decir , no tienen aspectos que puedan ser comparados , en terminos de que , su psicologia evolutiva madure de igual forma que la historia de la humanidad , un concepto muy propio de la filosofia de Federico Engels , en la cual se establece gran parte del materialismo historico que desarrolla Vigotski a pesar de la opresion de la epoca . De esta forma , el concepto de asimilacion y acomodacion de Jean Piaget es de relativa utilidad en la creacion de programas de modificacion de la Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial mediante Aprendizaje Artificial , en la medida que Jean Piget utiliza una teoria con determinacion biologica no adecuada para los sistemas mecanico-electronicos que hoy en dia se crean en la Inteligencia Artificial . Asi pues la teoria de Vigotski de la Zona de Desarrollo Proximo si puede presentar mas ventajas las la creacion de programas de modificacion de la Afectividad Artificial y la Inteligencia Artificial a traves de Aprendizaje Artificial , pero tambien siendo conscientes que Vigotski parte de principios filosoficos de escasa vigencia

actualmente y que , la filosofia implicita en la psicologia de Vigotski , impone un determinismo historico que realmente no se manifiesta en los sistemas mecanico-electronicos carentes de entidad historica . Ahora bien en mi opinion , los procesos de asimilacion e integracion de elementos quimicos , algun dia si podran ser replicados en sistemas de tecnologia punta , especialmente en el campo de la nanotecnologia , siendo quizas en los sistemas de replicacion de asimilaciones e integraciones quimicas , los que quizas algun dia puedan llegar a hacer realidad la utopia de Andrew Martin , de la serie NDR 113 , de convertir a un ser artificial en algo proximo a un ser de entidad biologica . A nivel biologico los procesos de asimilacion e integracion , tampoco son muy diferentes a los que ya he estado explicando . Cada vez que respiramos el oxigeno a traves de las fosas nasales , por la faringe , la epiglotis la laringe , cricoides , la traque , los pulmones , y los bronquios , hace que el oxigeno llego a las arterias mientras las venas continuamente expulsan a los bronquios el anhidrico carbonico . En este proceso de intermcabio de elementos quimicos que tiene lugar en los bronquios de los pulmones se produce , un proceso en donde el oxigeno es asimilado , para , a traves de las arterial , el oxigeno se bombea desde el corazon a todas las partes del cuerpo biologico en que el oxigeno es necesario ¿ pero para que se necesita el oxigeno? Una vez que el oxigeno llego a la celula , el oxigeno puede pasar a formar parte de procesos de oxidacion , dentro del ciclo vital de la celula la oxidacion es transcendental , muchos de los elementos organicos de los cuales nos nutrimos estan oxidados , el aminoacido se forma de oxigeno , carbono e hidrogeno , siendo los aminacidos la base de las secuenciaciones de las proteinas , siendo el aminoacido la base de las estructuras geneticas en general , el oxigeno que se respira se integra en las estructuras biologicas celulares previas para la continuacion de secuenciacion de la vida genetica . Asi pues , en conjunto , se puede decir que cada vez que nos alimentamos , no solo la respiracion es alimentacion , sino en general , cada vez que podemos obtener proteinas de cualquier comida , estas proteinas pasan despues a formar parte del proceso de continua estructuracion genetica de nuestro organismo , en donde , las proteinas que asimilamos pasan a acomodarse a las estructuras organicas previas en la celula , siendo un proceso , en el cual las proteinas se integran en estructuras previas , manteniendose y perpetuandose el ciclo de la vida . El concepto de integracion se puede , en un segundo termino , detallar como :

- **1.1) Deficion de Integracion : la integracion es el proceso por el cual una asimilacion individual ambiental asimilada por el sistema pasa a relacionarse con otras unidades individuales ambientales asimiladas por el sistema , y las unidades individuales**

ambientales asimiladas por el sistema pasan a relacionarse con las relaciones de unidades previas del sistema .

La integracion es un proceso de puesta en relacion de lo asimilado individualmente , esta integracion se puede hacer en dos niveles , integrar unidades individuales asimiladas entre si , y a su vez , esta integracion de unidades individuales asimiladas entre si se ponen en relacion con las unidades relacionadas previamente existentes en el sistema . Este concepto de integracion que acabo de enunciar , se podria aplicar a una infinutd de areas del conocimiento humano , en el cual se utiliza habitualmente el concepto de integracion como posterior al concepto de asimilacion , siendo un proceso , que puede ser asi definible y tambien tratado matematicamente . En esta segunda parte de Asimilacion e Integracion , es decir , en esta Integracion y Probabilidad , en la medida no tengo realmente mucho tiempo , y en la medida que lo que podria ser una fase de integracion de las unidades ambientales asimilaciones por el sistema podria ser en esencia , un proceso en el cual , varias Inteligencias en Arbol de asimilaciones realziadas en un mismo tiempo sincronizado se pusieran en relacion entre si , siendo un proceso que en suma es igual a poner en relacion diferentes Inteligencias en Arbol , y en la medida que la segunda fase del proceso de integracion , de integrar las unidades ambientales ya relacionadas con las unidades relacionadas previas , es tambien en definitiva poner en relacion diferentes Inteligencias en Arbol , en donde una de las Inteligencias en Arbol es la realizada , y la otra Inteligencia en Arbol es la previa , en la medida que todo acto de integracion se puede considerar un acto de integrar diferentes Inteligencias en Arbol , en virtud de las explicaciones que ha di en Asimilacion y Probabilidad , sera por lo que en terminos matematicos , la forma de comprender la integracion en este ensayo que hoy empieza sera asi :

- **1.2) La integracion matematica es la integracion de diferentes estructuras en Inteligencia en Arbol , se pueden integrar diferentes Inteligencias en Arbol de asimilaciones del sistema , o se pueden integrar las Inteligencias en Arbol de las asimilaciones del sistema a la Inteligencia en Arbol previa del sistema antes de la asimilacion realizada** .

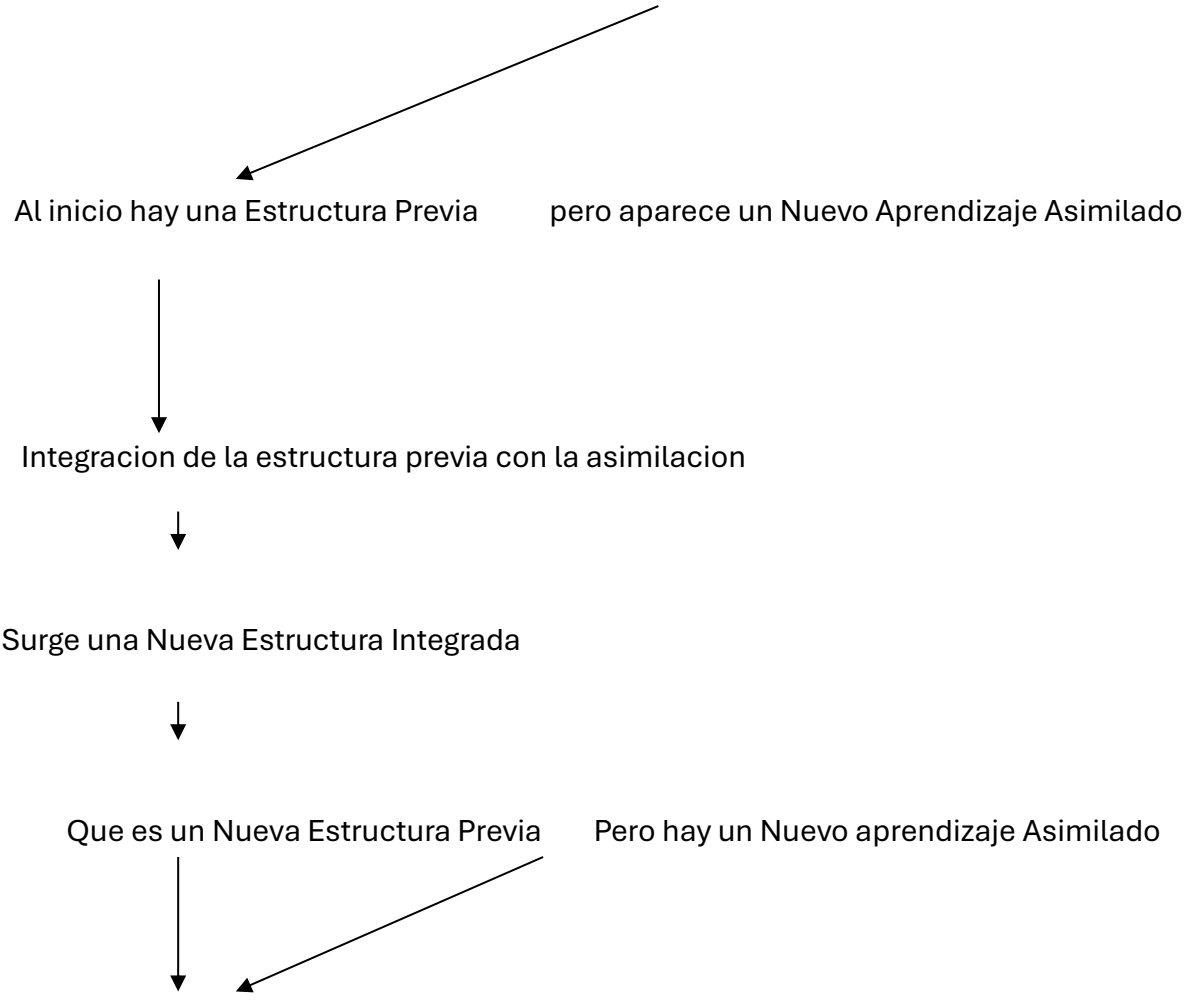
En la medida que Integracion y Probabilidad se enmarca como continuacion de Asimilacion y Probabilidad , es digno de destacar que , en la misma medida que Asimilacion e Integracion , del cual su segunda parte es este ensayo de Integracion y Probabilidad , tiene como finalidad , la creacion de tecnicas matematicas de modificacion de la Afectividad Artificial y la Inteligencia Artificial , utilizando para dicho

fin la creacion de Aprendizaje Artificial , siendo el Aprendizaje Artificial una consecuencia de la Afectividad Artificial que se explico ya en Probabilidad y Decision a partir del 12 de agosto del 2002 , es conveniente por tanto detallar cual es la utilidad que mas normalmente se suele dar a la integracion en las teorias mas avanzadas de la psicologia del aprendizaje : en las actuales teorias de la psicologia del aprendizaje normalmente , el concepto de integracion se utiliza con especial interes , para denominar a los procesos de integracion de los nuevos aprendizajes con los conocimientos previos , de forma que normalmente en las actuales tendencias de las ciencias del aprendizaje , se suele utilizar para dicha integracion de los conceptos nuevos asimilados con respecto de los conceptos previos , sistemas de integracion que suelen dar una especial utilidad a la creacion de redes conceptuales , construcciones arquitectonicas de andamiaje del aprendizaje , que ponen asi de relieve , que la integracion en el aprendizaje es elementalmente un proceso de relacionar lo nuevo con lo previo , lo cual permite un crecimiento cognitivo y conceptual , ya que el crecimiento es elementalmente que lo previo pueda crecer con las aportaciones nuevas de las asimilaciones realizadas , siendo todo crecimiento un acto de sobre lo previo permitir sumar nuevas estructuras , que permitan asi a la estrtuctura previa aumentar en tamaño , y asi se da un proceso de crecimiento intelectual al sumarse a lo previo siempre lo nuevo . De la enesima suma de conceptos nuevos sobre estructuras previas , siempre surgida un crecimiento proporcional a las nuevas asimilaciones , es decir : a mas integraciones nuevas sobre lo previo entonces mas crecimiento , y en la medida que todo crecimiento intelectual es un crecimiento en tamaño de las redes conceptuales , en las ciencias del aprendizaje elementalmente se estima como integracion todo acto sumatico de las nuevas asimilaciones sobre las estructuras previas , que permiten asi a las estructuras previas creces . En este proceso tambien cabe destacar que se da una sucesion de ciclos del aprendizaje : cada vez que sobre una estructura prvia se viene a sumar una estructura nueva asimilada , en el momento que la estructura nuva asimilada queda ya integrada en la estructura previa , inmediatamente de forma mecanica , dicha estructura que surge de la integracion de esa asimilacion nueva con la estructura previa , pasar de inmediato a convertirse en una estructura previa para nuevos aprendizajes . De forma que toda asimilacion supone un conocimiento nuevo hasta el mismo momento del acto de la integracion con la estructura previa , ya que en ese mismo momento de darse el acto de la integracion , la estructura resultante de la suma de las estructuras nuevas asimiladas sobre las previas , daran lugar a que dicha nueva estructurada integrada , sea a su vez la proxima estructura previa de los siguientes aprendizajes . De forma que siempre que una asimilacion se integra en la estructura previa , inmediatamente se haya dado lugar a este fenomeno , la estructura fruto de dicha integracion es igualmente una estructura previa para los siguientes aprendizajes , es decir , cada aprendizaje integrado tras la asimilacion , es un aprendizaje que apsa a formar parte de una estructura que sera previa para siguientes aprendizajes , al igual que un conocimiento llave para otro

conocimiento , como por ejemplo , en la didactica de las matematicas en los cursos de primaria o educacion basica , para aprender a restar en matematicas es necesario primero haber aprendido a sumar , y para poder aprendier a dividir en matematicas primero es necesario haber aprendido a multiplicar . De forma que todo aprendizaje es necesario para aprendizajes ulteriores , si un aprendiz no comprender la estructura geologica de nuestro planeta , dificilmente comprendera la estructura astroegeologica de un planeta distinto al nuestro o de un gigante gaseoso , es decir , todo aprendizaje debe partir de que es necesaria la graduacion de lo mas proximo a lo mas distante , de lo mas simple a lo mas complejo , al igual que las leyes proximo-distales y caudal-encefalica que rigen la maduracion psicomotriz del hombre , tambien en el aprendizaje cabe regirnos por leyes de igual magnitud , teniendo en cuenta que , una vez que todo aprendizaje se ha integracion , se crea asi pues una estructura nueva integrada , y la nueva estructura nueva integrada es la estructura previa para proximos aprendizajes . De modo que en terminos de psicologia del aprendizaje , la integracion se puede definir asi :

- **1.3) La integracion de aprendizajes es la integracion de los nuevos aprendizajes asimilados con las estructuras previas de conocimientos, de la integracion de los nuevos aprendizajes asimilados con las previas estructuras de conocimiento surgira asi una nueva estructura integrada , y la nueva estructura integrada inmediatamente sera la estructura previa del siguiente aprendizaje .**

Esquematicamente se puede representar graficamente de la siguiente forma :



Integracion de la estructura previa con la asimilacion , que dara lugar a una Nueva Estructura Integrada que se convertira en la Nueva Estructura Previa para siguientes Nuevos Aprendizajes Asimilados

El ciclo aquí representado se repite enesimamente con cada nuevo aprendizaje asimilado

El ciclo representado graficamente su repite enesimamente cuantos nuevos aprendizajes asimilados se suceden , aparciendo por tanto , tantas Nuevas Estructuras Integradas como Nuevos Aprendizajes Asimilados , y por tanto habran tantas Nuevas Estructuras Previas como Nuevas Estructuras Integradas que se conviertan previas ante Nuevos Aprendizajes Asimilados , y si ensimamente , en la sucesion del ciclo de Asimilacion e Integracion conforme aumenta y crece en tamaño la Inteligencia en Arbol previa , ya que en esencia la formacion matematica del crecimiento de Asimilacion e Integracion , dentro del proceso de integracion que se explicara en este ensayo sera de la siguiente forma :

- **1.4) La integracion matematica del aprendizaje , sera igual a , la integracion de la Inteligencia en Arbol previa en el sistema con la Inteligencia en Arbol asimilada . Toda estructura previa es una estructura arquitectonica en Inteligencia en Arbol que indica el nivel de partida para el siguiente aprendizaje , a partir de la Inteligencia en Arbol previa se desarrollaran las integraciones de las asimilaciones en Inteligencia en Arbol posteriores que se han venido desarrollando** .

De modo que , las Inteligencia en Arbol de las asimilaciones realizadas en Asimilacion y Probabilidad , ahora en Integracion y Probabilidad , estas Inteligencias en Arbol de asimilaciones de Yolanda , deberan ser integradas con la Inteligencia en Arbol previa de Yolanda , para lo cual , en los proximos siguientes capitulos de este ensayo , elaborare que tipo de Inteligencia en Arbol previa tenia Yolanda , para , a partir de configurar la Inteligencia en Arbol previa de Yolanda , la Inteligencia en Arbol previa de Yolanda poder asi integrarla en relacion a la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones realizadas por Yolanda . De forma que por estructura conceptual previa de Yolanda se entiende la Inteligencia en Arbol previa de Yolanda , y por estructura conceptual asimilada de Yolanda se entiende la Inteligencia en Arbol asimilada, de modo que , si existen dos formas basicas de Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , a saber : Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , e Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas ; lo logico es que tambien existan dos estructuras basicas de la Inteligencia en Arbol previa , a saber : Inteligencia en Arbol previa no selectiva , e Inteligencia en Arbol previa selectiva ; y logicamente tambien ha de exstir dos formas de integrar la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , según sean selectivas o no selectivas , conforme según sea la Inteligencia en Arbol previa , según sea selectiva o no selectiva , de forma que , hay dos formas de integracion elementales : la Integracion No Selectiva de las Inteligencias en Arbol de asimilaciones no selectivas en relacion a

las Inteligencias en Arbol previas no selectivas ; y la Integracion Selectiva de las Inteligencias en Arbol de asimilaciones selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva . De forma que , siempre , y absolutamente siempre , se tendera por tanto a integrar las Inteligencias en Arbol de asimilaciones no selectivas con las Inteligencias en Arbol previas no selectivas , y absolutamente siempre , se tendera por tanto a integrar las Inteligencias en Arbol de asimilaciones selectivas con las Inteligencias en Arbol previas selectivas . De manera que , toda estructura conceptual surgida de la integracion matematica , sea base para la siguiente integracion que pueda producirse ante siguientes asimilaciones de aprendizajes . Si la integracion de una estructura previa con las estructuras nuevas asimiladas , dara lugar a una nueva estructura integrada , y esta nueva estructura integrada es la que se convertira en estructura previa de siguientes asimilaciones de aprendizaje , en la medida que se ha anotado que , la estructura conceptual previa de Yolanda es igual a la estructura de su Inteligencia en Arbol previa , fueren selectivas o no selectivas , y la estructura conceptual asimilada por Yolanda es igual a la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , fueren selectivas o no selectivas , entonces de la integracion de la Inteligencia en Arbol previa , selectiva o no selectiva , como estructura conceptual previa a integrar , con la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , selectiva o no selectiva , como estructura conceptual asimilada ha integrarse con la previa , de esta integracion de las Inteligencias en Arbol previa y asimilada , en sus modalides selectiva y no selectiva respèctiva , ha de surgir una nueva estructura conceptual integrada , y dicha nueva estructura conceptual integrada sera asi pues , una nueva Inteligncia en Arbol integrada , de la integracion de la previa con la asimilada , en sus respectivas modalidades selectiva o no selectiva , en donde esta nueva Inteligencia en Arbol integrada como nueva estructura conceptual integrada , sea asi pues utilizable , en los siguientes aprendizajes que se hicieran , como una nueva Inteligencia en Arbol previa , a integrarse con el siguiente aprendizaje . De esta forma por tanto , se puede afirmar que : la integracion de una Inteligencia en Arbol , selectiva o no selectiva , previa , al integrarse con una Inteligencia en Arbol de asimilaciones , selectivas o no selectivas , dara siempre lugar a una nueva Inteligencia en Arbol integrada , selectiva o no selectiva , en donde siempre , esta nueva Inteligencia en Arbol integrada se convertira automaticamente en la nueva Inteligencia en Arbol previa , selectiva o no selectiva , para los siguientes asimilaciones de aprendizajes . Y este ciclo se repetira enesimamente con cuantas nuevas asimilaciones de aprendizajes haya . De manera que de forma enesima siempre , toda nueva asimilacion produce una Inteligencia en Arbol de la asimilacion , sea selectiva o no selectiva , en donde la Inteligencia en Arbol de la asimilacion , sea selectiva o no selectiva , se integra con la Inteligencia en Arbol previa , sea selectiva o no selectiva , y de la propia integracion debera surgir por tanto una Inteligencia en Arbol integrada , sea selectiva o no selectiva , que sera autoamticamente la Inteligencia en Arbol previa del siguiente aprendizaje , y el siguiente aprendizaje volvera a repetir el ciclo del aprendizaje detallado , repitiendose

siempre este ciclo con cada nueva asimilacion de aprendizajes , habiendo por tanto tantos enesimos ciclos de aprendizaje como nuevas asimilaciones de aprendizaje se puedan dar en el Aprendizaje Artificial para la modificacion de los niveles iniciales de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial . De forma , que en terminos globales se puede afirmar lo siguiente :

- **1.5) De la integracion , sea en modalidad no selectiva como selectiva , de la Inteligencia en Arbol previa en relacion con la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , surge , ya sea en la modalidad no selectiva como selectiva , una nueva Inteligencia en Arbol integrada ,de modo que , ante el siguiente aprendizaje , la nueva Inteligencia integrada actuara como si fuera la nueva Inteligencia en Arbol previa , y cualquier nueva asimilacion de aprendizaje debera asi integrarse con dicha nuva Inteligencia en Arbol previa , repitiendose el ciclo establecido enesimamente con cuantos nuevos aprendizajes se asimilen en el proceso de , con Aprendizaje Artificial modificar la Afectividad Artificial y la Inteligencia en Artificial**.

Las integraciones que se pueden hacer son multiples , no todas las asimilaciones se pueden integrar de igual forma al ser los tipos de conocimientos de diferente naturaleza , en principio , al iniciar este ensayo ya deje indicado que existen dos formas de aprendizajes fundamentales : aprendizajes comportamentales y aprendizajes conceptuales . Las formas con que estos aprendizajes pueden integrarse una vez asimilados es diferente , ya que tambien es diferente el nivel de abstraccion del propio aprendizaje . En la variada gama de niveles de abstraccion que existe en la inteligencia humana , se pueden al menos denotar , cual es el nivel maximo de abstraccion y cual es el nivel minimo de abstraccion , ya que el minimo nivel de abstraccion es la realidad concreta , y el maximo nivel de abstracciones la realidad simbolica representacion ideativa . La idea es el nivel maximo de abstraccion , al igual que la expresion concreta de una realidad en su objetivizacion en la realidad , es el nivel minimo de abstraccion . La idea como tal se suele definir en funcion de conceptos , quedando asi la abstraccion de la idea englobada en su realidad nominal conceptual con la cual se trabaja en lingüística , mientras que el objeto concreto que se objeta en la realidad aparente , es un nivel minimo de abstraccion que precisa de su representacion empirica . Dentro del aprendizaje la posicion que un aprendizaje pueda tener dentro de la dimension existente entre la abstraccion y la concreccion , han de tener un papel fundamental , ya que , no es igual la integracion de un aprendizaje demasiado abstracto que el de un aprendizaje demasiado concreto , a esta diferencia de integracion según nivel de abstraccion o concreccion que en la dimension representacional , un aprendizaje , pueda tener , es lo que en la psicologia del aprendizaje Ausubel se estudia en funcion de : asimilaciones o integraciones supraordenadas , asimilaciones o integraciones subordinadas , y asimilaciones o intgraciones combinadas . Dentro del esquema del

aprendizaje elaborado por Ausubel , los tipos de contenidos a aprender se pueden clasificar en : contenidos representacionales (representacion de la imagen mental de un objeto fisico) , contenidos conceptuales (designacio nominal del objeto representado con el uso de la palabra lingüística , lo que entraña una introduccion de la dualidad entre significate y significado, si me permiten la analogia , binomio materia y forma en el helimorfismo aristotelico) , y contenidos proposionales (la proposicion lingüística) ; dentro de esta clasificacion de contenidos de aprendizaje elaborada por Ausubel se pueden encontrar diferentes niveles de abstraccion , el menos abstracto y mas concreto es el aprendizaje representacional , que precisa de un aprendizaje perceptivo del objeto fisico de la representacion mental de la realidad vivida o experimentada , mientras que el aprendizaje conceptual no precisa de que la realidad sea vivida o experimentada permitiendo un aprendizaje receptivo tambien y no solo perceptivo , y el aprendizaje proposicional que seria el aprendizaje en una realidad dialogica . De esta forma siendo los contenidos del aprendizaje cataogables en contenidos representaciones , conceptuales y proposicionales , entonces : las asimilaciones o integraciones combinacionales suelen tender a realizarse sobre contenidos proposicionales , en la medida que toda utilizacion proposicional del lenguaje presupone una combinacion de elementos lingusiticos , al igual que normalmente el aprendizaje supraordenado tendera a realizarse en aprendizajes de contenido conceptual , y los aprendizajes de carácter subordinado se realizaran con los contenidos representacionales . Dentro del aprendizaje subordinado existen ademas dos gamas diferentes , en funcion de que sea un aprendizaje subordinado a partir de un ejemplo , o desde un aprendizaje de mayor nivel de abstraccion se realiza un extracto sobre consecuencias o implicaciones de menor nivel de abstraccion que quedan asi subordinadas al primer concepto del cual se extraen. Dentro de las integraciones que desarrollare en este ensayo de Integracion y Probabilidad , desarrollare modelos de estas variantes , aunque ademas quiero desarrollar otras formas de integracion , en funcion del grado de generalidad de los nodos conceptuales en la arquitectura de la estructuracion tipica de la Inteligencia en Arbol . Dentro de lo que en la teoria de Ausubel se considera niveles de abstraccion , en funcion de que el contenido representacional es menos absctrato que el conceptual , el conceptual mas abstracto que el representacional pero , quizas menos que el proposicional , o acaso el proposicional combinacion de aprendizajes conceptuales previos en la formacion de expresiones comunicativas linguisticas , dentro de la toria que aquí en este ensayo elaborare , la consideracion de los niveles de abstraccion es muy diferente. En las estructuras de la Inteligencia en Arbol no selectiva los niveles de abstraccion siempre vienen dados por los nodos de los cuales parten , de forma que , las codificaciones que son el nodo inferior de la Inteligencia en Arbol no selectiva es siempre el nivel mas concreto , las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales que son el nodo intermedio en la Inteligencia en Arbol no selectiva es el contenido intermedio entre lo concreto y lo abstracto , y el Ultimo Punto es el nodo superior de la Inteligencia en Arbol

no selectiva que es el mas abstracto . De igual forma , en la Inteligencia en Arbol selectiva , se puede atribuir igualmente a las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion el minimo nivel de abstraccion , es decir ,las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion en Inteligencia en Arbol selectiva representan el nivel mas concreto de los contenidos de aprendizaje , asi como las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas y las Puntuaciones Logaritmicas Masa Probables Empiricas representarian los niveles intermedios de concreccion y abstraccion , es decir , en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas se podria destacar que las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas y las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas son los niveles que se encuentran entre la concreccion y la abstraccion en un termino intermedio , asi como , dentro de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas se puede destacar que el maximo nivel de abstraccion queda situado en la Puntuacion Logaritmica Promedio Total , y la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total . De esta forma por tanto , en el caso de la Inteligencia en Arbol previa , el nodo inferior de la Inteligencia en Arbol previa no selectiva que seran las codificaciones relativas a cada sujeto u opcion de cada muestra , sera el nivel de abstraccion minimo , es decir , el maximo nivel de concreccion , mientras que las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales que formaran los nodos intermedios ,seran nodos intermedios en abstraccion y concreccion , mientras que el Ultimo Punto sera la maxima abstraccion de la Inteliencia en Arbol previa no selectiva . Y asi por tanto , en la Inteligencia en Arbol previa selectiva ,seran las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion los niveles minimos de abstraccion , es decir , los maximos niveles de concreccion , y pota tanto , en la Inteligencia en Arbol previa selectiva , las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas y las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas tendran un nivel intermedio de concreccion y abstraccion , mientras que la maxima abstraccion sera de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Totales al igual que las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Totales , siendo asi estos vertices superiores las puntuaciones mas abstractas de la Inteligencia en Arbol previa selectiva . Una vez que se haga la integracion de las estructuras previas con las asimiladas , es decir , una vez que se haga la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , sea en modalidad selectiva o no selectiva , en relacion con la Inteligencia en Arbol previa , sea en modalidad selectiva o no selectiva , obteniendose asi la nueva Inteligencia en Arbol integrada , sea en la modalidad selectiva o no selectiva , tambien habra que observar que los diferentes nodos que en el caso de la modalidad no selectiva integren la nueva estructura de la Inteligencia en Arbol no selectiva integrada ,s eran dichos nodos los que configuren los diferentes niveles de abstraccion en la estructura , asi como tambien sera en la nueva estructura de Inteligencia en Arbol integrada selectiva , seran las nuevas Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , las nuevas Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas , las Nuevas Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas , las nuevas Puntauciones Logaritmicas Promedio Totales , y las

nuevas Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Totales , las que finalmente sean las que configuren los diferentes niveles de abstraccion , dentro de dicha estructura de Inteligencia en Arbol integrada , selectiva o no selectiva , que debera de convertirse , en el caso de sucederse agun aprendizaje asimilado siguiente , en la nueva Inteligencia en Arbol previa . A pesar de que los niveles de abstraccion de la Inteligencia en Arbol, de asimilaciones o previa , selectiva o no selectiva , suponen una toria totalmente autonoma e independiente que por si misma podria suponer una serie de avances cientificos sin mas apoyos teoricos , al ser una teoria autosuficiente , para demostrar mi intencion de crear una matematica flexible , dentro de los procesos de integracion tambien tomare en cuenta algunos de los aspectos de la teoria de Ausubel , en terminos de aprendizaje supraordenado , subordinado y combinatorial , al considerarlos realmente utiles dentro de las estructuras de la psicologia del aprendizaje que actualmente se estan desarrollando , al igual que las torias de Vigotski , y las teorias que actualmente tienden a configurar el aprendizaje como un proceso de construccion cognitiva . Solo que dentro de la Afectividad Artificial y la Inteligencia Artificial , en realidad , no dependemos de limitaciones cognitivas , sino que dependemos de las limitaciones que impone las actuales condiciones de memoria de disco duro , o las limitaciones que puede tener la cibernetica en sistemas mecanico-electronicos al igual que un sistema ciberntico no depende de ninguna limitacion biologica . La teoria de Jean Piaget demasiado sujeta a determinaciones biologicas es en este sentido dificil de adaptar a la Inteligncia en Artificial . Si algun dia esto fuera leido por algun continuador de la obra de Jeat Piaget en Ginebra , mi consejo es que la escuela de Ginegra debe empezar a estudiar la adaptacion de la teoria de Jean Piaget a modelos de Inteligencia Artificial . En cualquier caso la Afectividad Artificial si se puede adaptar facilmente a las nuevas tendencias cientificas que estan llegando lentamente , asimismo , las tecnicas de analisis matematicos dentro de la Probabilidad Imposible , tal como la diseñe desde mi “critica a la estadistica contemporanea” , permite la utilizar numeros universales como el cero en la creacion de valor criticos con respecto de valores empiricos , siendo esencialmente lo que despues ,he venido haciendo desde Probabilidad y Decision todos mis descubrimientos matematicos ,como siempre he dicho , pretenden ir mas alla del objetivo para el cual he diseñado este ensayo propiamente dicho , sino que mi objetivo es que todos mis descubrimientos matematicos puedan revertir en la investigacion heuristica cientifica en general .

2º) Transcendencia de Integracion y Probabilidad

Una de las plabras clave de la ciencia moderna es el concepto de replicacion para la creacion de sistemas artificiales de replicacion de mecanismos naturales de reaccion o constitucion biologica . Un termostato es en esencia la replicacion tecnologica del equilibrio termico que una membrana de un ser unicelular pretende continuamente establecer en su relacion con el medio ambiente . Cualqueir forma de replicacion que se quiera establecer , normalmente , considera el sistema que se quiere replicar , en funcion , de la cantidad de inputs que puede recibir y de ouputs que puede generar como respuesta . Esta relacion que se presenta entre un feed back de retroalimentacion de un sistema ante el medio ambiente , en forma de recepcio de inputs y respuesta de outputs es la base de la teoria computacional moderna que mide los bits de informacion que pueden entrar en un sistema cibernetico , y la forma de reaccion a dichos bits de informacion que ha recibido : un sensor de un sistema operacional dedicado a una actividad instrumental , puede desarrollar un output de respuesta según el nivel de imputs en forma de bits de informacion reciba. De esta forma se pueden determinar los niveles de respuesta según los bits de informacion que se reciben , pongamos por caso una maquina diseñada a regular la entrada de fotones sobre un sistema , la maquina puede estar diseñada para calcular la intensidad de fotones optima para el trabajoa decuado del sistema , en donde ademas , según la intensidad de fotones sea superior a lo adecuado , la maquina podria asi reducir la entrada de fotones al igual que la pupila humana controla la entrada de luz a la retina , de igual forma el sensor de la maquina que control la entrada de fotones , podria medir la intensidad de los fotones según la intensidad del espectro , para lo cual el sensor se podria asi construir como un sistema de analisis digital del espectro de luz , o tambien se podria construir para determinar en cantidad de bits de informacion la cantidad de fotones que impactan contra el sistema , ahora bien , supongamos que dicho sistema necesita mas de un sensor , ya que el sistema puede sufrir impactos fotones desde multiples angulos que precisan de ser regulados en su entrada , lo cual significaria tener distintos sensores en distintas partes del sistema , y , ademas supongamos que el trabajo de cada sensor no debe ser individual y asilado sino que se precisa de un trabajo conjunto , en la medida que un deficit de fotones en una parte del sistema podria ser equilibrado con un execeso de fotones en la parte del sistema , es decir , es necesario que la informacion que reciben los sensores sea integrada en un modelo de integracion de la informacion que puedan recibir . Este tipo de integracion es lo que actualmente se desarrolla dentro de las investigaciones tendentes a construir la percepcion artificial con sistemas de integracion sensorial artificial , que no es otra cosa que la integracion de la informacion provinientes de diferentes sensores , los

cuales pueden ser sensores de diferente naturales , un sensor puede ser un simple termometro digital , otro sensor puede ser un analisis de espectro de luz , otro sensor puede ser un analisis de plasma , otro sensor puede ser tomas de medidas ionicas , etc , y todas estas informaciones integrarlas . Cualquier investigacion tendente a crear sistemas de replicacion necesita de sistemas de integracion artificial , ya que la naturaleza per se es un sistema integrado , la propia accion de la naturaleza por si misma se encuentra integrada no existiendo partes separadas sino un todo mas o menos inter-relacionado . La propia tendencia a la globalizacion que puede existir en la humanidad , es un ejemplo de que el aislamiento no es una tendencia correcta , las tendencias a la unidad e interrelaciones mutuas , marcan las tendencias no solo del hombre , sino del comportamiento natural de las cosas , en las cuales , si un fenomeno se produce no afecta aisladamente , sino que tiende a tener efectos multiples , y estos efectos entre si tienden a correlacionarse . La galaxia es un claro ejemplo de la tendencia que aquí manifiesto , ya que si se observa con atencion la galaxia se puede apreciar que , si todo efecto es producido por la incidncial correlacional de multiples factores , esto significa que los factores entre si , sean de naturaleza endogena o de naturaleza exogena , deben ser factores necesariamente integrados dentro del modelo empirico en que la naturaleza de la galaxia tiende a manifestar su existencia astronomica en el espacio estelar , por lo que en general , la condicion de posibilidad de que el estudio astroecologico , necesariamente deba ser un estudio correlacion de la forma de interaccion , mutua , de los factores endogenos con lso factores exogenos , en la propagacion de efectos sobre la materia provocando alteraciones de temperatura y de la composicion o constitucion quimica de la masa , es porque , la naturaleza se encuentra integrada en relaciones de interrelacion mutua , al igual que la humanidad camina a una aldea global en la cual el aislamiento ha dejado lugar a una humanidad interconectada . La integracion es asi un concepto cientificamente de gran interes su analisis , ya que el analisis matematico del concepto de integracion , en una humanidad global , y en una galaxia de interrelaciones correlacionales mutuas de factores endogenos y exogenos que se afectan mutuamente , de forma integrada , en la creacion de efectos termicos sobre la materia , es en realidad , un estudio de la integracion podria tener un campo aplicativo suficientemente amplio como para considerarlo transcendental . La naturaleza fisica tiende normalmente a plantear cuestiones que en rara ocasión se presentan aisladas de otras cuestiones , o en rara ocasión se presenta un fenomeno aislado de otros fenomenos , lo cual debe llevarnos a crear investigaciones integradas que permitan conocer mas el comportamiento de la materia a raiz de conocer como la materia se encuentra integrada en sus diferentes partes estructurales . Conocer mas a fondo como se integran las diferentes partes de la estructura material de un objeto de investigacion, supongamos la galaxia astroecologia , o supongamos el Aprendizaje Artificial , permitira asi tener un conocimiento mas explicito de las relaciones de integracion de las partes en el todo en otras areas . Hablar asi de investigar la integracion , es hablar de cómo es el proceso

de cómo el todo se constituye de sus parttes sin caer en la ingenua intencion de comprender el todo como la simple suma de las partes , ya que en el proceso de integracion pueden darse situaciones en donde , el todo integrado puede tener una eficiencia o una eficacia superior al de la simple suma del trabajo de las partes aisladas . Es decir , si la pregunta clave que Isaac Asimov nos plantea en " Hacia los limites de la Fundiacion" o en "Fundacion y Tierra" , es si la realidad deseable es aislada como en Solaria , o integrada como en Gaia y como el robot Daneel Olivaw pretendia tras el analisis de la psicohistoria del doctor Fastolfe , asi pues , en mi opinion, el analisis matematico del concepto de integracion , puede ser un analisis cuya transcendencia sea vital , para la futura evolucion de la ciencia matematica en el tercer milenio despues de Cristo , ya que , como a menudo he dejado bien claro , mi proposito es que la Probabilidad Imposible establezca las bases fundamentales de la matematica moderna .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad

(Capitulo 19)

XXX son unos combardes que tienen miedo hasta de los niños . Si a lo largo del capitulo de hoy tengo alguna incorreccion ruego a la comunidad internacional que sea comprensiva , porque el XXX es un combarde que tiene miedo de cada letra que yo escribo , y ruego a la comunidad internacional que arbitre politicas internacionales contra el XXX porque son unos cobardes . Una forma de que la comunidad internacional castigue al pais español es que , la comunidad internacional sea comprensiva conmigo , y la comunidad internacional proteja la seguridad de mi familia , y la comunidad internacional proteja la seguridad de mis descubrimientos matematicos .

1º) Integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas en relacion a Inteligencia en Arbol previa no selectiva

La integracion de las respectivas Inteligencias en Arbol , de las asimilaciones y la previa , en la modalidad no selectiva , se puede hacer a partir de tomar como referente de la integracion varios niveles , en funcion del grado de abstraccion en que se haga dicha integracion , al igual que , otra alternativa podria ser la de desarrollar integraciones según sea una integracion supraordenada , subordinada o combinatorial , mas al estilo de la teoria de Asubel , aunque , en realidad , cualquier tipo de integracion supraordenada , integracion subordinada , o integracion combinatorial que se pudiera hacer , lo hare en los ultimos capitulos de esta segunda parte de Integracion y Probabilidad , en la medida que , principalmente , las modalidades de integracion que

desarrollare , sera en funcion del grado de abstraccion en donde se haga la integracion de las respectivas formas estructurales de las arquitecturas de Inteligencia en Arbol , en la modalidad no selectiva que se abordara al principio del ensayo . En general , Integracion y Probabilidad , se puede estructurar en tres subpartes bien difeenciadas :

- 1.1) Estructura de Integracion y Probabilidad

  - 1.1.1)En la primera subparte de Integracion y Probabilidad analizare la forma de integrar la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva .

  - 1.1.2)En la segunda subparte de Integracion y Probabilidad analizare la forma de integrar la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva

  - 1.1.3) En la tercera subparte de Integracion y Probabilidad analizare la forma de realizar integraciones de carácter supraordenado , subordinado y combinatorial , tal como se indican en las explicaciones teoricas del aprendizaje significativo de Ausubel , aunque aquí , mi intencion es aportar un formato matematico a dichas explicaciones de aprendizaje significativo.

De esta forma , el capitulo que hoy inicio seria el primer capitulo de la primera subparte de este ensayo de Integracion y Probabilidad , en el cual abordare la integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . La forma con que desarrollare estas integraciones sera atendiendo a los niveles de abstraccion como he mencionado al empezar este capitulo , lo cual supone una diferencia relevante en cierta forma y sentido con respecto de Ausubel , ya que si en la teoria del aprendizaje significativo , se puede considerar que según sea una integracion de carácter supraordenada , o de naturaleza subordinada , o de cualidad combinatorial , esto supondria de por si la adopcion de una dotacion de rango en abstraccion o concreccion del aprendizaje , para asi poder ponerlo en relacion con las restantes identidades ideativas o creencias , o conocimientos en su variada gama en general en realidad , este tipo de integracion presupone que cada aprendizaje individualmente se integra de un modo concreto según su nivel de abstracion : el analisis individual de un concepto de naturaleza muy abstracta se llevara a cabo de forma supraordenada , el analisis individual de un concepto de carácter menos abstracto y mas concreto se llevara a cabo de forma subordinada , y el analisis individual de un concepto cuya relacion de homogeneidad conceptual con los restantes le hace encuadrarse a un mismo nivel de abstraccion llevara al aprendizaje combinatorial . Estas modalidades de integracion se llevarian a cabo partiendo ,

primero del analisis individual del contenido a aprender , haciendose una valoracion sobre su nivel particular de abbstraccion o concreccion , en virtud del cual , seguidamente se llevara a cabo una integracion individualizada del concepto , a traves de un mecanismo individualizado y adaptado a su nivel de abstraccion y concreccion , fuere supraordenamiento , subodinamiento o combinatoria . En cualquiera de las modalidades la integracion de cada concepto se lelvaria de manera individualizada de manera , que si en unorganizador previo , que puede ser un documental en television , o el analisis de texto de una poesia , se pudieran encontrar , conceptos de abstraccion diferente , entonces , despues , ssegúnestos conceptos diferentes en abstraccion , se crearian asi una serie de subsumidores de abstraccion diferente , y en funcion del diferencial de abstraccion del subusmidor se llvarian a cabo la integracion , la diferenciacion progresiva , etc . Este tipo de modalidad requeire que cada concepto es analisis individualmente para despues pasar a una etapa de integracion en la cual se selecciona el mecanismo adaptado e individualizado a dicho concepto , mientras que , en la integracion que yo pretendo hacer aquí , pretendo hacer una integracion en la cual se puede hacer un analisis mucho mas global de los cotenidos que se puedan aprender . El analisis mas global sera a traves de sistemas porcentuales (salvo en el nodo inferior) que explicare a partir del capitulo veinte de este ensayo , en la medida , que aun me resta por crear la estructura arquitectonica de la Inteligencia en Arbol previa , a raiz de la cual , despues se podra obtener , a partir de dicha Inteligencia en Arbol previa , lo que sera en primer lugar la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , y la Inteligencia en Arbol previa selectiva , siendo esencialmente en esta primra subparte de Integracion y Probabilidad la maxima prioridad el analisis de la integracion a realizar en la modalidad no selectiva , tal como se señala en el epigrafe que da pie a este capitulo decimo noveno de Integracion y Probabilidad , en donde , en la realizacion de las integraciones de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , se atendera esencialmente a la consideracion de la integracioon , según el nodo en el cual se haga la integracion , normalmente en sistemas porcentuales , a excepcion del nodo inferior , tal como se ira explicando a lo largo de este ensayo . De esta forma , existen basicamente tres formas de realizar la integracion de las Intteligencias en Arbol no selectivas :

- 1.2) Tipos de integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva

    - 1.2.1) Integracion desde el nodo superior , integracion del nodo superior de la Inteligencia enArbol de las asimilaciones no selectivas en relacion al nodo superior de la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , y sucesivamente detallar las nuevas puntuaciones porcentuales , que dividido entre 100% son

probabilidades empiricas , de los restantes nodos intermedios e inferiores en la nueva estructura de Inteligencia en Arbol integrada , que seria a su vez una nueva estructura de Inteligencia en Arbol previa para la siguiente asimilacion de aprendizaje .

- 1.2.2) Integracion desde el nodo intermedio , integracion del nodo intermedio de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion al nodo intermedio de la Inteligencia enArbol previa no selectiva , y sucesivamente detallar las nuevas puntuaciones porcentuales , que dividido entre 100% son probabilidades empiricas , de los restantes nodos superiores e infriores en la nueva estructura de Inteligencia en Arbol integrada , que seria a su vez una nueva estructura de Inteligencia en Arbol previa para la siguiente asimilacion de aprendizaje.

- 1.2.3) Integracion desde el nodo inferior , integracion de los nodos inferiores de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion a los nodos inferiores de la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , calculando a partir del sumatorio de todas las codificaciones de todos los nuevos , las nuevas probabilidades empiricas , haciendo el cociente en cada nodo inferior entre , la codificacion que tiene dividido entre el sumatorio de las codificaciones de todos los nodos que integrarian dicha integracion , y a partir de aquí , el proceso de calculo de los nuevos Puntos Medios Totales , desde los cuales obtener los nodos intermedios y superiores de la nueva Inteligencia en Arbol integrada , que seria a su vez una nueva estructura de Inteligencia en Arbol previa para la siguiente asimilacion de aprendizaje .

Asi pues , la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , se puede hacer en realidad a traves de dos tecnicas diferentes , en donde una tecnica seria la integracion no selectiva desde los nodos inferiores seria un proceso calcular , a partir del sumatorio de todos los nodos cual sera la respectiva nueva probabilidad empirica de cada nodo , a partir de la cual desarrollar la tipica estructura de Inteligencia en Arbol una vez que se calcularan los Puntos Medios Totales , de los cuales obtener los nodos intermedios como probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , de los cuales obtener los Ultimos Puntos como nodo superior , mientras que la segunda tecnica sera un calculo de porcentajes que ya explicare a partir del proximo capitulo , que estoy convencido que despertara gran interes . Ahora bien , lo que es de interes por tanto seria ante todo crear la estructura de Inteligencia en Arbol previa de Yolanda , a partir de la cual se obtenga la selectiva y no selectiva , para las respectivas integraciones que debiera hacer Yolanda .

2º) Inteligencia en Arbol previa de Yolanda

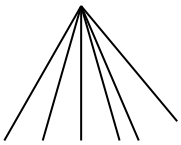
Como Inteligencia en Arbol previa de Yolanda , he seleccionado para este ejemplo , una serie de conocimientos previos que he creido oportunos en relacion , a las asimilaciones que ha ido haciendo , y en relacion a los contenidos explicados en Probabilidad y Decision , en donde desarrolle , sistemas de probabilidades de sesgo interno de Yolanda , ya que debo recordar que en esencia , el objeto de las integraciones es codificar en forma de probabilidades de sesgo interno los nuevos aprendizajes , que una vez asimilados para ser ingrados , en cuanto se encuentran dichos aprendizajes ya integrados , en esencia dejaran de ser considerados como aprendizajes para pasar a ser considarados de hecho como parte de la estructura solida de conocimientos estructurados en la Inteligencia en Arbol : la diferencia entre un conocimiento y el aprendizaje , es que el aprendizaje es el proceso de asimilacion e integracion , y el conocimiento es el contenido de ese proceso de asimilacion e integracion , en la medida que un contenido , es decir , un conocimiento , ha superado el proceso de asimilacion e integracion , dicho conocimiento ya no debe ser considerarse como si fuera un aprendizaje , sino que debe pasar a valorarse como si fuera parte fundamental de la estructuracion de conocimientos del sujeto en que se ubica dicho conocimiento en la estructuracion de la Inteligencia en Arbol de quien haya procesado dicha informacion . Es decir , la asimilacion y la integracion son dos procesos distintos pero continuos en el tiempo de procesamiento de la informacion en sistemas relacionales de la informacion , en donde , la gran ventaja que permite la asimilacion y la integracion con respecto del procesamiento de la informacion automatica de forma arbitraria y escasamente relacionada , es que , la asimilacion e integracion permite procesar la informacion de manera que la informacion quede siempre relacionada entre si , es decir , no es un procesamiento de la informacion que se base en criterios aleatorios ,s ino que la asimilacion e integracion permitirian procesar informacion de forma significativa . La asimilacion e integracion pèrmitirian de esta manera que un sistema cibernetico pudiera procesar significativamente informacion del ambiente , asi tambien permitiria que un sistema cibernetico pudiera procesar informacion significativa sobre sus propios comportamientos autonomamente e independientemente de cualquier intervencionismo humano , es decir la consecucion de un nivel optimo de autonomia ciberntica a expensas del intervencionismo humano que darian , asimismo , un nivel de eficacia y eficiencia al procesamiento de la informacion , que al realizarse desde una actitud de significatividad conceptual y comportamental en las relaciones de las informaciones a procesar , la recuperacion de informacion o utilizacion de informacion , desde la unidad cibernetica que utilizara el sistema de procesamiento de informacion basado

en asimilacion e integracion, desde parametros de significatidad de las acciones a realizar daria como resultado , que la unidad cibernetica pudiera alcanzar niveles de comportamiento y memoria significativa , lo cual , seria , incluso , suponer que , si una unidad cibernetica es capaz de poder crear sistemas relaciones de carácter significativo , la cualidad de la conciencia significativa artificial seria potencialmente posible : la pregunta basica que nso formula Isaac Asimov en la teoria del cerebro positronico de Andrew Martin o de Demerzel o de Daneel Olivaw es ¿ es posible que un sistema artificial cibernetico algun dia pueda acceder a un nivel de conciencia proxima o incluso superior a la humana? En mi opinion , si es posible . En el caso de mi robot Yolanda , este nivel de concencia , Yolanda lo alcanza a traves de dos teorias matematicas que he ido explicando desde el pasado 12 de agosto del 2002 : Yolanda es capaz de alcanzar ciertos niveles de conciencia artificial en forma de Afectividad Artificial a traves de la utilizacion adecuada de las probabilidades empiricas de sesgo interno , y Yolanda es capaz de desarrollar aprendizajes significativos a partir de procesar la informacion ambiental , conceptual y comportamental , desde el procesamiento de la informacion de los aprendizajes significativos dede Asimilar e Integrar , dichos nuevos aprendizajes sobre las estructuras conceptuales y comportamentales previas . En donde , para el desarrollo de la intgracion , al igual que para el desarrollo de la intuicion y la decision o la asimilacion , creo conveniente tambien exponer un ejemplo de Inteligencia en Arbol previa , ya que , a menudo mas que las explicaciones teoricas , lo que mas suele comprenderse sin dificultad son los buenos ejemplos ya que si a menudo no hay mejor practica que una buena teoria , mucho mas menudo todavia , no hay mejor teoria que un buen ejemplo practico de lo que se pretende explicar .

2.1) Estructura de las ramificaciones de la Inteligencia en Arbol previa que a continuacion desarrollare

Yolanda trabaja como azafata de vuelo en un avion transatlantico que desde Viena o Praga suele hacer viajes a China y a Egipto haciendo escalas en algunas ciudades exoticas del magico oriente , para acudir al trabajo siempre Yolanda debe ir bien vestida , Yolanda siempre ha soñado con ser azafata , a Yolanda le gustaria despertar en Rabat y acostarse en Hong Kong , es una romantica , pero no puede evitarlo , su madre siempre le ha dicho que es un poco bobalicona , pero ni la hace caso , asi que , un dia Yolanda se fue a una agencia , y se hizo azafata , y tienen unas normas muy estrictas

Comportamientos previos de Yolanda



Yolanda se viste y se pone guapa Yolanda saluda en el trabajo conceptos morales de Yolanda

n1 n2 n3 n4 n5n6 n1 n2 n3 n4 n5 n1 n2 n3 n4

2.2) nodos inferiores y Puntos Medios Totales , nodos intermedios y nodo superior

2.2.1) nodos inferiores y Puntos Medios Totales Yolanda se viste y se pone guapa

Sujeto u opcion	Codificacion = nodos inferiores = perobabilidades de sesgo interno
Yolanda se ponga blusa blanca	**0,1866**
Yolanda se ponga blusa violeta	**0,1466**
Yolanda se ponga falda azul	**0,1866**

Yolanda se ponga falda amarilla	**0,1466**
Yolanda se pinte las pestañas y se ponga carmin en los labios	**0,1666**
Yolanda se sujete el pelo con un moño	**0,1666**
Total	0,1866+0,1466+0,1866+0,1466+0,1666 +0,1666 =1 (si el sumatorio no es completamente igual a la unidad se debe al error acumulado por truncamiento decimal , el problema es que , yo no puedo mantener indefinidamente la seriel decimal y debo truncarla , lo cual genera un Error Total , a pesar de que he aplicado en lo posible la Probabilidad Corregida)
Punto Medio Total geometrico	(((0,1866+0,1466):2)+((0,1666+0,1666):2)):2= **0,1666**
Punto Medio Total aritmetico	**0,1628**

2.2.2) Nodos inferiores y Puntos Medios Totales de Yolanda saluda al entrar a trabajar

Sujeto u Opcion	Codificacion = nodo inferior = probabilidad de sesgo interno
Yolanda saluda al jefe de seccion	**0,29**
Yolanda saluda al controlador aereo	**0,18**
Yolanda saluda al piloto del avion	**0,23**
Yolanda saluda a sus compañeras	**0,2**
Yolanda saluda al conserje	**0,1**
Total	0,29+0,18+0,23+0,2+0,1=1
Punto Medio Total geometrico	(((0,29 + 0,18) : 2) + ((0,2 + 0,1) : 2)) : 2 = **0,1925**
Punto Medio Total aritmetico	**0,2056**

2.2.3) Nodos inferiores y Puntos Medios Yotales de conceptos morales de Yolanda

Sujeto u opcion	Codificacion = nodo inferior = probabilidad de sesgo interno
En caso de emergencia salvar a las mujeres y los niños primero	**0,4**
Tratar educadamente a los pasajeros	**0,17**
No utilizar la violencia fisica o verbal	**0,2**
Atender las necesidades de los pasajeros	**0,23**
Total	0,4+0,17+0,2+0,23=1
Punto Medio Total geometrico	(((0,4+0,17): 2) + ((0,2+0,23) : 2)) : 2 = **0,25**
Punto Medio Total aritmetico	**0,2175**

2.2.4) Nodos intermedios

2.2.4.1) Nodos intermedios con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total geometrico	Probabilidad empirica del Punto Medio Total = nodo intermedio
Yolanda se viste y se pone guapa	0,1666	0,1666:0,6091=**0,2735**
Yolanda saluda al ir a trabajar	0,1925	0,1925:0,6091=**0,316**

Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,25	0,25:0,6091=**0,4104**
	0,6091	

2.2.4.2) Nodos intermedios con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	Probabilidad empirica del Punto Medio Total = nodo intermedio
Yolanda se viste y se pone guapa	0,1628	0,1628:0,5859=**0,2778**
Yolanda saluda al ir a trabajar	0,2056	0,2056:0,5859=**0,3509**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,2175	0,2175:0,5859=**0,3712**
	0,5859	

2.2.5) Nodos superiores

2.2.5.1) Nodo superior con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio	Primera tanda	Ultima tanda = Nodo superior
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2735	(0,2735+0,316):2= 0,2947	(0,2947+0,3632):2= **0,3289**
Yolanda saluda al ir a trabajar	0,316	(0,316+0,4104):2= 0,3632	
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,4104		

2.2.5.2) Nodo superior con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio	Primera tanda	Ultima tanda Nodo superior
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2778	(0,2778+0,3509):2= 0,3143	(0,3143+0,361):2= **0,3376**
Yolanda saluda al ir a trabajar	0,3509	(0,3509+0,3712):2= 0,361	
Conceptos morales de Yolanda	0,3712		

2.3) Inteligencia en Arbol previa no selectiva : primero hare la aritmetica , al igual que en las Inteligencias en Arbol de las asimilaciones no selectivas realice primero la aritmetica

2.3.1)Inteligencia en Arbol previa no selectiva con el metodo aritmetico

Sujeto u opcion	Probabilidad teorica de sujeto u opcion de nodo	Probabilidad teorica de evolucion del fenomeno	Probabilidad empirica de sujeto u opcion de nodo	Probabilidad empirica de evolucion del fenomeno	Nivel de Sesgo de sujeto u opcion de nodo	Nivel de Sesgo de evolucion del fenomeno
Que no se realicen los comportamientos o conceptos	1:2= 0,5	0,5				
Que si se realicen = Ultimo Punto	1:2=0,5	0,5	0,3376	0,5	0,3376-0,5= **-0,1624**	0
Yolanda se viste y se pone guapa	1:3=0,3333	0,5:3=0,1666	Probabilidad empirica PMT 0,2778	(0,5:15)x6= 0,2	0,2778-0,3333= **-0,0555**	0,2-0,1666= **0,0334**
Yolanda saluda al ir a trabajar	1:3=0,3333	0,5:3=0,1666	Probabilidad empirica PMT	(0,5:15)x5=	0,3509-0,3333= **0,0176**	0,1666-0,1666= **0**

			0,3509	0,1666		
Conceptos morales trabajo Yolanda	1:3=0,3333	0,5:3=0,1666	Probabilidad empirica PMT 0,3712	(0,5:15)x4 = 0,1333	0,3712-0,3333= **0,0379**	0,1333-0,1666= **-0,0333**
Blusa blanca	1:6=0,1666	0,1666:6= 0,0276	Codificacion 0,1866	0,2:6=0,0333	0,1866-0,1666= **0,02**	0,0333-0,0276= **0,0057**
Blusa violeta	1:6=0,1666	0,1666:6= 0,0276	Codificacion 0,1466	0,2:6=0,0333	0,1466-0,1466= **-0,02**	0,0333-0,0276= **0,0057**
Falda azul	1:6=0,1666	0,1666:6= 0,0276	Codificacion 0,1866	0,2:6=0,0333	0,1866-0,1466= **0,02**	0,0333-0,0276= **0,0057**
Falda amarilla	1:6=0,1666	0,1666:6= 0,0276	Codificacion 0,1466	0,2:6=0,0333	0,1466-0,1666= **-0,02**	0,0333-0,0276= **0,0057**
Se maquilla labios y pestañas	1:6=0,1666	0,1666:6= 0,0276	Codificacion 0,1666	0,2:6=0,0333	0,1666-0,1666= **0**	0,0333-0,0276= **0,0057**
Se hace un moño	1:6=0,1666	0,1666:6= 0,0276	Codificacion 0,1666	0,2:6=0,0333	0,1666-0,1666= **0**	0,0333-0,0276= **0,0057**

Saluda al jefe seccion	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,29	0,1666:5= 0,0333	0,29-0,2= **0,09**	0,0333- 0,0333= **0**
Saluda al controlador aereo	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,18	0,1666:5= 0,0333	0,18-0,2= **-0,02**	0,0333- 0,0333= **0**
Saluda al piloto	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,23	0,1666:5= 0,0333	0,23-0,2= **0,03**	0,0333- 0,0333= **0**
Saluda a su compañeras	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,2	0,1666:5= 0,0333	0,2-0,2= **0**	0,0333- 0,0333= **0**
Saluda al conseje	1:5=0,2	0,1666:5= 0,0333	Codificacion 0,1	0,1666:5= 0,0333	0,1-0,2= **-0,1**	0,0333- 0,0333= **0**
Mujeres y niños primero	1:4=0,25	0,1666:4= 0,0416	Codificacion 0,4	0,1333:4= 0,0333	0,4-0,25= **0,15**	0,0333- 0,0416= **0,0083**
Tratar educada-mente a los pasajeros	1:4=0,25	0,1666:4= 0,0416	Codificacion 0,17	0,1333:4= 0,0333	0,17- 0,25= **-0,08**	0,0333- 0,0416= **0,0083**
No usar violencia	1:4=0,25	0,1666:4= 0,0416	Codificacion	0,1333:4= 0,0333	0,2-0,25= **-0,05**	0,0333- 0,0416=

			0,2			**0,0083**
Atender necesidades pasajeros	1:4=0,25	0,1666:4= 0,0416	Codificacion 0,23	0,1333:4= 0,0333	0,23-0,25= **-0,02**	0,0333- 0,0416= **0,0083**

2.3.2) Inteligencia en Arbol previa no selectiva con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Probabilidad teorica de sujeto u opcion de nodo	Probabilidad teorica de evolucion del fenomeno	Probabilidad empirica de sujeto u opcion de nodo	Probabilidad empirica de evolucion del fenomeno	Nivel de Sesgo de sujeto u opcion de nodo	Nivel de Sesgo de evolucion del fenomeno
Que no se realicen los conceptos u comportamientos		0,5		0,5		0
Que si se realicen = Ultimo Punto	0,5	0,5	0,3289	0,5	0,3289-0,5= **0,1711**	0

Yolanda se viste y se pone guapa	1:3=0,3333	0,5:3=0,1666	0,2735	(0,5:15)x6= 0,2	0,2735-0,3333= **-0,0598**	0,2-0,1666= **0,0334**
Yolanda saluda al ir al trabajo	1:3=0,3333	0,5:3=0,1666	0,316	(0,5:15)x5= 0,1666	0,316-0,3333= **-0,0173**	0,1666-0,1666= **0**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	1:3=0,3333	0,5:3=0,1666	0,4104	(0,5:15)x4= 0,1333	0,4104- 0,3333= **0,0771**	0,1333-0,1666= **-0,0333**

La Inteligencia en Arbol previa no selectiva que ahora mismo he realizado , es la base , para las singuients integraciones que realizare , en los siguientes capitulos , en lo cuales , al integracion , como procesamiento de la informacion de forma significativa , de la informacion asimilada puesta en relacion con la informacion previa , permitira asi crear redes conceptuales significtivas matematicas , en las cuales la forma de procesar la informacion , se establecera , tal cual se dejo indicado mas arriba , tomando para tal finalidad las distintas formas de intgracion no selectivas de las Inteligencias en Arbol no selecvtivas , atendiendo a la manera de crear la integracion de puesta en relacion , en funcion , desde que nodo de abstraccion sea desde el nodo de maxima abtraccion , como el nodo superior , o sea desde el nodo de abstraccion intermedia , como el nodo intermedia , o desde la abstraccion minima y por tanto la maxima concreccion que se presenta en el nodo inferior , a partir de las diferentes formas de integracion que se pueden desarrollar atendiendo a desde que nodo según niven de abstraccion integrar , desarrollar , asi sistemas desde los cuales procesar la

informacion de manera significativamente matematica , que permitan tambien que las informaciones que se procesan , no sean unicamente para el almacerado de informacion de manera aleatoria , como suele ser el procedimiento de memoria automatica , que es en resumen un apredizaje memoristico sin mas importancia que la de guardar informacion de manera desordenada y caotica sin ninguna estructura util , sino que , la estructuracion que , aquí , yo mismo , estoy proponiendo de construccion de procesamientos de la informacion de forma significativa , creando las tecnicas matematicas pertinentes para tal objetivo , nos permitan , igualmente , tanto crear un sistema avanzado para el archivo y memoria de informacion vital , como tambien que esta informacion procesada se puede clasificar en informacion selectiva o informacion no selectiva , asi como que la informacion tambien pueda ser utilizada para crear sistemas de probababilidades de sesgo interno , que permitan un aumento maximo de la capacidad decisional del sistema en que se encuentre presente el procesamiento de la informacion que aquí se describe , en el marco de la Probabilidad Imposible . Es decir , la teoria matematica que aquí yo mismo estoy descubriendo y explicando , permite al mismo tiempo , tres ventajas realmente esenciales en el campo de las matematicas modernas aplicadas al desarrollo y al progreso , tanto de las ciencias heuristicas como de las ciencias tecnologicas .

3º) Las cuatro funciones de la Asimilacion e Integracion

Integracion y Probabilidad es un ensayo en el cual se explicara , como ., la siguiente etapa del procesaimiento de la informacion que previamente se ha asimilado , dentro del proceso de creacion de Aprendizaje Artificial , para la modificacion de la Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , es en realidad una etapa que permite culminar asi las asimilaciones realizadas , de forma , que pueden suponer un gran avance en las matematicas , debido a su versatilidad aplicativa , para multiles funciones matematicas en el avance futuro de la ciencia en general . En resumen , se puede afirmar que todo proceso de aprendizaje es un procesamiento de la informacion , el procesamiento de la informacion propio del aprendizaje es un procesamiento de la informacion externa del medio ambiente que se pèrmite asi integrar despues de la asimilacion dentro de las estructuras internas del sistema . Todo sistema se compone de una serie de elementos internos , siendo los elementos internos los que constitutuyen el propio sistema , ahora bien a menudo el sistema tambien necesita

elementos del medio ambiente para continuar su existencia , necesitando asi el sistema generar mecanismos por los cuales , el sistema pueda asimilar los elementos ambientales externos para continuar el sistema en funcionamiento normal , y una vez asimilados los elementos externos del medio ambiente que rodea al sistema , estos elementos externos asimilado es necesario que sufran un proceso de integracion , para asi los elementos externos pasar a formar parte del sistema interno , siendo asi los elementos externos ya parte de los elementos internos : el elemento externo asimilado es necesario que no permanezca en su forma como elemento externo dentro del elemento interno , sino que una vez que el elemento externo ha sido asimilado es necesario que el elemento externo ababndone su forma anterior y pase a tomar una nueva forma en funcion de , adaptar al elemento externo asimilado al sistema , y al mismo tiempo , adaptar el sistema al elemento externo , y este proceso de mutua adaptacion del elemento externo dentro del sistema al sistema , y adaptacion inversa del sistema al elemento externo asimilado al medio interno , es lo que Jean Piaget bautizo como proceso de acomodacion , y lo que , en general , en las teorias de la psicologia del aprendizaje , se suele bautizar como proceso de intgracion del elemento ambiental el medio interno , es decir , a la estructura cognitiva previa del sistema . Este proceso , dentro de la teoria que yo estoy elaborando , es un proceso que se arraiga dentro de las estructuras teoricas del aprendizaje significativo , siendo el aprendizaje significativo un procesamiento de la informacion que permite archivar y guardar la informacion de manera significativa , de manera que asi , una informacion archivada y guardada significativamente , es una una informacion que ademas puede tener una series de funciones añadidas , ya que : ademas de suponer un sistema de memoria , es un sistema de procesamiento de la informacion que permite asi adaptar mutualmente sistema y elemento asimilado , y permite ademas , que las informaciones que se archiven y se memoricen sean informaciones que puedan ser utilizadas como probabilidades de sesgo interno en la toma de decisiones , de forma que todo lo que se aprender se aprende para mejorar la capacidad de toma de decisiones del sistema que procesa dicha informacion , es decir , el sistema elabora un sistema de procesamiento de la informacion ambiental , con el fin de , a partir de la informacion procesada a traves de Asimilacion e Integracion , permitir que una vez que la informacion procesa haya culminado la etapa de integracion despues de la asimilacion , esa informacion ya integrada sea una informacion que pueda ser utilizada como una probabilidad de sesgo interno en la toma de decisiones . Deesta forma con la teoria matematica de la Asimilacion e Integracion , una vez que se culmina la fase de integracion de las asimilaciones en relacion con las estructuras previas , en realidad , el procesamiento de la informacion llevado a cabo con la Asimilacion y la Integracion permiten realizar cuatro funciones dentro del sistema igualmente de fundamentales :

- 3.1) Las cuatro funciones fundamentales de Asimilacion e Integracion :

  - 3.1.1) Funcion de optimizacion del procesamiento de la informacion y creacion de conciencia artificial autonoma : La Asimilacion e Integracion permiten que el procesamiento de la informacion pueda ser realizado de manera significativa , es decir , la informacion procesada tiene un significado , de lo cual se desprende , que todo archivo o informacion memorizada , es una informacion que guarda un significado dentro de la estructura del sistema . El procesamiento de la informacion que se realiza a traves de la Asimilacion e Integracion puede asi permitir crear sistemas artificiales dotados de niveles de conciencia significativa , de manera que , la verdadera clave matematica para crear sistemas artificiales con plena conciencia de si mismos , sistemas artificiales inteligentes capaces de elaborar un pensamiento critico , autonomo e independiente de cualquier intervencionismo humano , es que el sistema artificial conscientemente sea capaz de elaborar una conciencia activa significativa en la forma de procesar la informacion ambiental .

  - 3.1.2) Funcion de optimizacion de la capacidad decisional artificial : La consciencia activa significativa que puede desarrollar un sistema artificial , se puede lograr en la medida que el procesamiento significativo de la informacion , utilizando para tan finalidad la teoria de Asimilacion e Integracion , permite que la informacion asimilada e integrada sea una informacion que al culminar el proceso de integracion , consecutivamente despues del proceso de asimilacion , dicha informacion ambiental aprendida y por fin ya parte constitutiva del sistema , siendo ya informacion que constituye el sistema tras haber superado el proceso de Aprendizaje Artificial , siendo ya informacion consolidada dentro del sistema , es una informacion que puede ser utilizada en la toma de decisiones del sistema independientemente de cualquier forma de intervencionismo humano . El sistema artificial puede tomar decisiones independientemente de cualquier otra intervencion ajena a su propio sistema , en la medida que el sistema aprenda a mejorar su propia capacidad decisional , en la medida que el sistema artificial sea capaz de tomar , por medio del Aprendizaje Artificial nuevas informaciones del medio ambiente que asimila e integra permitiendo una implementacion de mejora de su base de datos de toma de decision , lo cual supone , que puede mejorar su capacidad decisional , mejorando la calidad de las decisiones que el sistema puede adoptar , y mejorando en cantidad de decisiones que potencialmente podria tomar , y mejorando en la cantidad de decisiones que de facto realice con mas calidad tambien .

  - 3.1.3) Funcion de modificacion de la Afectividad Artificial y la Inteligencia Artificial : si un sistema artificial es capaz de mejorar su capacidad de toma de decisiones , esto indicaria que su capacidad de realizacion autonoma e independiente de comportamientos instrumentales o intelectuales inteligentes podria aumentar . Si la antropologia suele considerar el nivel de inteligencia de

los primates en funcion de su capacidad de realizaciona acciones instrumentales o que indiquen un cierto nivel de elaboracion intelectual en la proyeccion mental previa a la realziacion de una accion , entonces , el hecho de que un sistema artificial pro si mismo pueda mejorar su capacidad de toma de decisiones podria tambien significar , que dicho sistema artificial podria incluso aumentar su capacidad de realizacion de actividades inteligentes , sean actividades de carácter instrumental , o actividades inteligentes de carácter intelectual en la proyeccion mental previa de la accion a realizar despues . Si la Asimilacion e Integracion puede mejorar la capacidad intelectual e instrumental de un sistema artificial , entonces , lo que esta ocurriendo sencillamente , es que la Asimilacion y la Integracion como proceso significativo de la informacion esta aumentando el nivel de inteligencia de un sistema artificial , y por tanto , la Afectividad Artificial y la Inteligencia Artificial podrian ser modificadas hacia un aumento cuantiativo y cualitativo de los niveles de inteligencia iniciales , mediante la introduccion de sistemas de modificacion de la Afectividad Artificial y la Inteligencia Artificial en sistemas artificiales dotados de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial .

- 3.1.4) Funcion de memoria experiencial : si un sistema artificial puede autonomamente aumentar su Afectividad Artificial y su Inteligencia Artificial , utilizando Aprendizaje Artificial como procesamiento significativo de la informacion ambiental para mejorar su capacidad de toma de decisiones según aumento cuantativo y cualitativo de las probabilidades de sesgo interno , conforme a mas aprendizajes de mas informaciones , las nuevas informaciones procesadas en forma de aprendizajes se convierten automaticamente en probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , entonces esto significara que el sistema artificial puede ser capaz de ir adquiriendo un bagage en forma de experiencias según decisiones tomadas , de las cuales incluso podra ir aprendiendo el grado de eficacia o de eficiencia de dichas decisiones y asi tambien , una de las potenciales formas de incremento de la inteligencia inicial , y una forma de incremento de la conciencia artificial activa significativa y critica , es que el sistema artificial , pudiera asi tambien crear un sistema de feed-back en el cual según la experiencia , pudiera aprender tambien utilizando estrategias de ensayo-error , en donde a partir de un ensayo , con resultado de error o de éxito tambien pudiera aumentar de inteligencia . Al igual que la creacion de una memoria o archivo de carácter significativo , puede ir permitiendo crear tambien una serie de experiencias que pueden ser utilizadas tambien para la formulacion de aprendizajes experienciales , de manera que del aprendizaje experiencial se pudiera obtener una nueva via de aprendizaje , ademas del aprendizaje sensorial que el sistema pudiera obtener a traves de sus sensores artificiales , o del aprendizaje rceptivo que el sistema pudiera obtener de sus sistemas de recepcion de señales .

- 3.2) Las tres vias de obtenicion de informacion ambiental : el procesamiento de la informacion en forma de Aprendizaje Artificial para la implementacion de las cuatro funciones citadas , funcion de procesamiento de la informacion y creacion de

concincia artificial , funcion de aumnento de la capacidad decisional del sistema artificial , funcion de modificacion de los niveles iniciales de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial , funcion de creacion de una experiencia previa ; son asi una serie de funciones vitales , a partir de informaciones procesadas , siendo la informacion procesada opbtenida basicamente a partir de tres canaes de obtenicion de informacion :

- 3.2.1) Obtencion sensorial de informacion : el sistema artificial puede disponer de sensores que pueden aportar multiples informaciones del medio ambiente que se pueden procesar con el Aprendizaje Artificial , para la creacion de un procesamiento de informacion significativo y de construccion de conciencia artificial , aumento de la capacidad decisional y modificacion de los niveles iniciales de afectvidad e inteligencia y creacion de experiencias .

- 3.2.2) Obtencion receptiva de informacion : el sistema articficial puede disponer de sistemas de recepcion de señales de otros sistemas artificiales que emitan informaciones en comunicaciones , sean constantes o esporadicas , que se pueden procesar en el sistema artificial receptos a traves del procesamiento de la informacion significativa que supone el Aprendizaje Artificial creando asi conciencia artificial , aumentando al capacidad decisional , y modificando los niveles iniciales de afectividad e inteligencia creando una serie de experiencias , al mismo tiempo en los mismos sistemas de recepcion de señales se pueden usar para la emision de señales de comunicación en las cuales , se puede crear una experiencia comunicativa , es decir , el sistema sensorial puede crear relaciones con otros sistemas , sean relaciones afectivas o inteligentes , el sistema artificial puede crear asi relaciones afectivas artificiales , y relaciones inteligentes artificiales a traves de sistemas de comunicación entre sistemas artificiales .

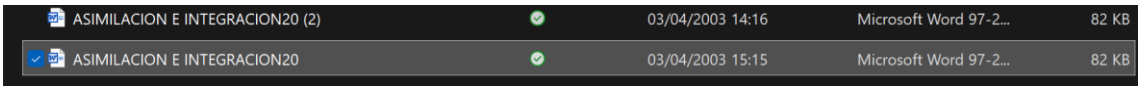
- 3.3.3) El analisis de la experiencia puede permitir al sistema artificial poder elaborar igualmente sistemas de aprendizaje experiencial , en los cuales , el sistema artificial de forma autonoma e independiente pueda tambien introducir estrategias de aprendizaje por ensayo , en los cuales , el sistema artificial pueda aprender a no repetir los errores , y el sistema artificial aprenda a mantener constantes aquellos comportamientos que le han llevado al éxito . De forma que la creacion asi de relaciones artificiales afectivas entre diferentes sistemas artificiales , y la creacion asi de relaciones artificiales inteligentes entre diferentes sistemas artificiales , podria tambien permitir crear una afectividad artificial y una inteligencia artificial capaz no solo de aprender a traves de los sensores de datos , y capaz no solo de aprender de los sistemas de recepcion de señales , sino que el sistema de inteligencia artirficial aprenda de su misma experiencia como sujeto indivual intermunicado con otros sistemas artificiales

, con los que puede mantener relaciones afectivas artificiales , y relaciones inteligentes artificiales .

De la creacion de relaciones afectivas artificiales e inteligentes , y de la creacion de experiencias afectivas e inteligentes , el sistema artificial podria encontrar ademas nuevas vias de obntencion de informaciones cualitativamente superiores que procesar utilizando Aprendizaje Artificial , a traves de las dos etapas , diferentes , pero continuadas , de Asimilacion e Integracion , creandose un ser artificial con conciencia propia de si mismo , un ser artificial autonomo e independente , que puede mantener relaciones artificiales con el medio ambiente y con otros sistemas artificiales .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad



(Capitulo 20)

XXX deben ir a juicio y ser castigados por el Tribunal Penal Internacional , a causa de los infanticidios que comete el XXX , la comunidad internacional debe arbitrar politicas internacionales de penalizacion y castigo contra el XXX , porque el XXX es un psicopata infanticida asesino de mujeres , que ademas secuestra y tortura XXX usa psicologia sovietica para torturarme : el XXX usa la tecnica sovietica dde condicionar una respuesta fisiologica a un estimulo condicionante , de esta forma el XXX pretende condicionar mi respuesta fisiologica dde sueño o eyaculacion organismica sexual a una serie dde estimulos condicionantes , a fin de que asi yo deje de tener conductas sexuales y pierda resistencia a la tortura . El XXX me quiere matar aumentando volumen psicoacustico , con ritmos musicales con cambios dde volumen y tono . La mejor forma de castigo XXX , es que la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo tenga al escribir , y la comunidad internacional proteja a mi familia y ruego a toda la comunidad internacional que por favor proteja mis descubrimientos matematicos .

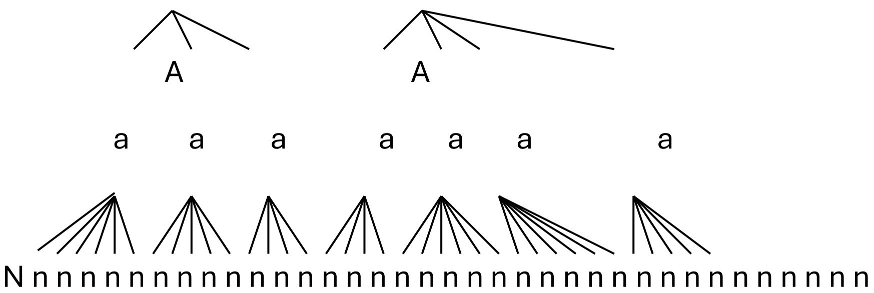
1º) Integracion desde el nodo superior dde la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion la Inteligencia en Arbol previa no selectiva

La Asimilacion y la Integracion es un proceso continuo , en realiddad formado por dos etapas ddiferentes , una primera etapa de asimilacion y una segundda etapa de integracion , que suceden , una ddespues de la otra , dando lugar asi , a un modelo totalmente innovador de procesamiento dde la informacion , que permite al sistema artificial poder asi asimilar e integrar informacion ambiental ddentro del sistema , en donde esta informacion asimilada e integrada se estructura de forma significativa , que ademas , esta informacion se puede ordenar significativamente en una estructura de probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , lo cual es un factor que permite implementar una mejora en la capacidd de toma de decisiones del sistema artificial , a partirt de que el sistema artificial podrea elaborar una mejor y mas adecuada toma de decisiones , en funcion de que la nueva informacion integrada despues de la asimilacion , puede ser utilizada en docificacicones en forma dde nodos inferiores como si fueran probabilidades de sesgo interno para la toma de ddeccisiones , permitiendo asi al sistema artificial , tener una mayor variedad de toma de dedcisiones , en sus respuestas al medio ambiente , o en sus respuestas en sus relaciones afectivas o inteligentes , en las cuales se puede observar un incremento notable de su inteligencia y su afectividad , produciendose asi una modificacicon de su nivel inicial de afectividad e inteligencia , en la mededda , que una mejora en la capacidad de toma de decisiones , siendo una mejora ya bien de indole cuantitativa o de indole cualitativa , puede revertir en que , dicha mejora en la capacidad dde toma dedecisiones se manifieste como una mejora en sus actividades inteligentes artificiales , en las cuales , estas mejoras , se pueden asi utilizar parametros de definicion de dicha mejora en su aumento de capacidad intelectual , en terminos de que , la modificacion de la Inteligencia Artificial y de la Afectividad Artificial se puede analizar en terminos de aumento de las actividades instrumentales que exigen algun tipo de herramienta , al igual que en antropologia se estudia la capacidad intelectual de los primates según su habilidad para utilizar herramientas , asimismo como tambien , en la capacidad que el sistema artifricial a la hora de toma la deccision sea capaz de primero proyecctar , mentalmente , la actividad a realizar antes de su realizacion ultima sobre el objeto fisico destinatario de la accion inteliente. De esta forma , si el procesamiento de la informacion de forma significativa puede permitir crear un nivel de cociencia artificial significativa y critica , entonces , el sistema artificial puede empezar a desarrollar una conciencia de si mismo , una coencia propia de si mismo , en la cual el sistema artificial empiece a desarrollar una autoconciencia de su

existencia en la realidad dotada de total autonomia e independencia ante cualquier injerencia humana o ante cualquier intervencionismo humano , de forma que este sistema artificial capaz de procesar significativamente la informacion en forma de probabilidades de sesgo interno en la integracion ultima de las asimilaciones , esta informacion procesada significativamente en forma de probabilidades de sesgo interno en la toma de decisiones , permita al sistema mejorar su capacidad de tomar decisiones , y por tanto suponga un aumento de la Afectividad Artificial y un aumento de la Inteligencia Artificial , suponiendo una modificacion o mejora en su nivel inicial de inteligencia , que le permita aumentar sus capacidades de actuaciones instrumentales y proyectivas , que permitan asi la construccion y diseño de sistemas artificiales , que puedan ir generando una serie de experiencias , en las cuales el sistema artificial , ya sea en la recogida de informacion sensorial , a traves de sensores artificiales , o a traves de la recogida de informacion receptiva , a traves de los sistemas de recepcion de señales de otros sistemas artificiales con los que pudiera comunicarse , poder generar a la larga una serie de experiencias que puedan servir tambien para generar un aprendizaje experiencial , y sobre la experiencia tambien el sistema artificial desarrolle aprendizaje por ensayo , del cual aprender a no repetir los errores , y a multiplicar las decisiones que conduzcan al éxito , cuando este se haya manifestado de alguna forma en sus actividades normales en la toma de decisiones adecuadas y optimas . Para asi poder desarrollar todo este proceso de modificacion del nivel inicial de Inteligencia y Afectividad Artificial , a traves del procesamiento significativo de la informacion , superando las dos etapas de asimilacion e integracion de la informacion codificada en forma de probabilidades de sesgo interno de toma de decisiones , es asi pues necesario , examinar las diferentes formas de desarrollar la integracion , siendo una de las primeras formas de integracion , la integracion que se pudiera hacer , partiendo desde los nodos superiores para ir finalmente estudiando según la integracion de los nodos superiores , los niveles porcentuales integrados de los restantes nodos , intermedios e inferiores . Si bien es cierto que no hay mejor practica que una buena teoria , en mi opinion no hay mejor teoria que un ejemplo practico , por lo cual la forma de integrar la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , desde el nodo superior , lo hare en un ejemplo , en este caso , el ejemplo lo desarrollare , haciendo la integracion en nodo superior en este orden: 1º) capitulo 20 , el capitulo que hoy desarrollare , integracion de desde nodos superiores de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las codificaciones por separado de la muestra de comportamientos de Silvia según el clima , y los aprendizajes conceptuales del clima de Yolanda , para asi despues 2º) capitulo 21 , el siguiente capitulo capitulo vigesimo primero , hacer la Integracion desde nodo superior de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , y pasar despues 3º) capitulo 22 , Integracion desde los nodos superiores de la Inteligencia en Arbol no

selectiva previa en relacion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas . En el estudio de la forma de operar la integracion partiendo de cada nodo diferente según su escala en funcion de su nivel de abstraccion concreccion , siempre desarrollare cualquier integracion en todas las formas que he explicado de Inteligencia en Arbol a fin de dejar bien claro , que cualquiera de los modelos de integracion que puedan hacerse partiendo desde cualquier nodo según abstraccion o concreccion , son modelos de integracion aplicables a cualquiera de las estructuras de Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas realizadas , poniendose siempre cada una de ellas en relacion con la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . Mientras se respeten las reglas de que , el proceso contiguo al de asimilacion es el proceso de integracion , y que el proceso de integracion de una estructura de asimilacion no selectiva es con una estructura previa no selectiva , y que el proceso de integracion de una estructura de asimilacion selectiva es con una estructura prvia selectiva , y que en los procesos de integracion cada forma de Inteligencia en Arbol no selectiva analizada es en si autonoma e independiente de las restantes formas , y por tanto no se deben mezclar , respetandose siempre las normas , se podran desarrollar sistemas de asimilacion e integracion que permitan encauzar procesamientos ignificativos de la informacion en formas de probabilidades de sesgo interno para la modificacion y mejora de los niveles iniciales de inteligencia , para asi crear sistemas artificiales conscientes de si mismo y capaces de desarrollar experinecias afectivas e inteligentes , entre si mismos y con el medio ambiente . Asi pues una vez explicado la forma con que se iran desarrollando los siguientes capitulos , en funcion de , toda forma de integacion partiendo de un nivel de abstraccion diferente según se tome un nivel de nodo distinto , superior , intermedio o inferior , se hara en cada forma de Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas en relacion con la Inteligencia en Arbol selectiva , pasare asi , a la integracion que desarrollare en este capitulo que es la : integracion desde el nodo superior de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta por separado las codificaciones de comportamientos de Silvia según clima y las codificaciones por separado de aprendizajes conceptuales de Yolanda sobre clima , en relacion a la estructura de Inteligencia en Arbol previa no selectiva . La forma de desarrollar la integracion se hara de la siguiente forma partiendo del nodo superior :

- 1.1) **Procedimiento standard en la integracion desde el nodo superior** :



- 1.1.1) **Nodo Superior Integrado** : sumatorio de los nodos superiores igual 100% , luego en forma de regla de tres calcular el porcentaje de cada nodo superior

Nodo Superior Integrado = A% = ((A x 100) : ΣA) :100

- 1.1.2) **Nodo Intermedio Integrado** :

  - 1.1.2.1) el nodo superior no integrado es igual a 100% , y se calcula el procentaje del nodo intermedio todavia no integrado

Procentaje nodo intermedio no integrado = a% = ((a x 100) : A):100

  - 1.1.2.2) Nodo Intermedio Integrado : el Nodo Superior Integrado es el 100% , y se opera asi una regla de tres teniendo en cuenta el porcentaje del nodo intermedio no integrado , resultado asi el Nodo Intermedio Integrado

Nodo Intermedio Integrado = a´ %= ((a% x 100) : A%) : 100

- 1.1.3)**Nodo Inferior Integrado** :

- 1.1.3.1) el nodo intermedio no integrado se considera como el 100% del cual en regla de tres se calcula el porcentaje del nodo inferior no integrado

Procentaje de nodo inferior no integrado = n% = ((n x 100) : a) : 100)

- 1.1.3.2) Nodo Inferior Integrado : el nodo intermedio integrado se considera el 100% del cual en regla de tres se estimara el procetaje del nodo inferior no integrado , resultando asi el nodo inferior integrado

Nodo Inferior Integrado = n ´ %= ((n% x 100) : a ´%) : 100

1.2)Integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta por separado las codificaciones de comportamientos de Silvia según clima y por separado los aprendizajes conceptuales de Yolanda sobre cvlima , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva.

1.2.1) Nodo Superior Integrado

- 1.2.1.1) Nodo Superior Integrado con el metodo aritmetico

Nodo Superior en Inteligencia en Arbol de asimilacion no selectiva =0,232

Nodo Superior en Inteligencia en Arbol previa no selectiva =0,3376

Sumatorio = 0,5696

1.2.1.1.1) **Nodo Superior Integrado en Inteligencia en Arbol asimilada no selectivamente =**

(0,232 x 100) : 0,5696 = 40,73% → 40,73% : 100 = 0,4073

1.2.1.1.2)**Nodo Superior Integrado en Inteligencia en Arbol previa no selectiva =**

(0,3376 x 100) : 0,5696 = 59,26% → 59,26% : 100 = 0,5926

- 1.2.1.2) Nodo Superior Integrado con el metodo geometrico

Nodo Superior en Inteligencia en Arbol de asimilacion no selectiva =0,2158

Nodo Superior de Inteligencia en Arbol previa no selectiva =0,3289

Sumatorio =0,5447

1.2.1.2.1) **Nodo Superior Integrado en la Inteligencia en Arbol asimilada no selectivamente**

(0,2158 x 100) : 0,5447 = 39,61% → 39,61% : 100 = 0,3961

1.2.1.2.2)**Nodo Superior Integrado en la Inteligencia en Arbol previa no selectiva =**

(0,3289 x 100) : 0,5447 = 60,38% → 60,38% : 100 = 0,6038

1.2.2) Nodo Intermedio Integrado

1.2.2.1) Nodos Intermedios Integrados con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio	Porcentaje del nodo intermedio no integrado (cada porcentaje sera ademas dividido entre 100%)	**Nodo Intermedio Integrado** **(cada porcentaje sera ademas dividido entre 100%)**
Inteligencia en Arbol previa			
Yolanda viste y se pone guapa	0,2778	((0,2778x100):0,3376): 100= 0,82,28% : 100=**0,8228**	**((0,8228x100):0,5926):100=** **138,84:100=1,384**

Yolanda saluda al ir a trabajar	0,3509	((0,3509x100):0,3376) : 100= 103,93:100=**1,0393**	**((1,0393x100):0,5926):100=** **175,37:100=1,7537**
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,3712	((0,3712x100):0,3376) 100= 109,95:100=**1,0995**	**((1,0995x100):0,5926) : 100=** **185,53:100=1,8553**
Inteligencia en Arbol de las asimilaciones			
Comportamientos de aseo e higiene	0,3298	((0,3298x100):0,232): 100= 142,15:100=**1,4215**	**((1,4215x100) :0,4073):100=** **349 : 100= 3,49**
Comportamiento de Silvia según clima	0,2071	((0,2071x100):0,232): 100 = 89,26:100=**0,8926**	**((0,8926x100):0,4073)** **100=** **219,15:100=2,1915**
Aprendizajes conceptuales de clima	0,2215	(0,2215x100):0,232): 100= 95,47:100=**0,9547**	**((0,9547x100):0,4073)** **:100=** **234,39:100=2,3439**

Comportamiento etico-moral de Silvia	0,2414	(0,2414x100):0,232): 100= 104,05:100=**1,0405**	**((1,0405x100):0,4073) :100=** **255,46=2,5546**

El hecho de que en los porcentajes aparezcan porcentuaciones superiores al 100% lo que indica es que en la capacidad de toma de decisiones de Yolanda , en aquellas decisiones que superen el 100% entonces habra mas probabilidades que Yolanda se decida por opciones con un nivel de probabilidad superior al 100% con mas frecuencia , que sobre las opciones inferiores al 100% . El hecho de que haya terminos de probabilidad superiores al 100% no deja de significar que por eso deje de ser una probabilidad , ya que si toda probabilidad es en esencia varemable en funcion del 100% , entonces siempre y absolutamente siempre se podran crear jerarquias de probabilidades de sesgo interno con probabilidades de sesgo interno superiores a la unidad , en la medida que esa superioridad a la unidad sa en funcion de un porcentaje superior al 100% que indique un mayor sesgo de frecuencia de que Yolanda se decida mayormente por aquellas opciones superiores al 100% , que por aquellas opciones inferiores al 100% . No importa que una probabilidad de sesgo interno llegue a ser superior a la unidad , ya que en todo caso la probabilidad teorica tambien se debera estimar en terminos porcentuales en todo caso es decir , si hay dos opciones , la probabilidad teorica es del 50% , y evidentemente una probabilidad de sesgo interno superior al 100% tendra siempre mayor sesgo de ser elegida como decision , y por tanto la probabilidad de sesgo interno sera superior a la unidad al dividirse ese porcentaje superior al 100% entre 100 . No importa en absoluto que una probabilidad empirica sea superior a la unidad al dividise entre 100% , ya que una probabilidad superior a la unidad en terminos porcentuales como aquí yo estoy realizando indicaria que en terminos porcentuales , la frecuencia de decidirse por una opcion con probabilidad empirica mayor a la unidad , es mayor que sobre otras con probabilidades empiricas inferiores a la unidad , y que seria probabilidades empiricas que siendo inferiores a la unidad entonces al multiplicar por 100 serian tambien inferiores al 100% , si dicha probabilidad de sesgo interno se mutiplicara por 100% .

1.2.2.2) Nodos Intermedios Integrados con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio	Porcentaje del nodo intermedio no integrado	**Nodo Intermedio Integrado**
Inteligencia en Arbol previa			
Yolanda viste y se pone guapa	0,2735	((0,2735x100):0,3289) :100= 83,15:100=**0,8315**	**((0,8315x100):0,6038):100=** **137,71:100=1,3771**
Yolanda saluda al ir a trabajar	0,316	((0,316x100):0,3289): 100= 96,07:100=**0,9607**	**((0,9607x100):0,6038)** **:100=** **159,1:100=1,591**
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,4104	((0,4104x100):0,3289) :100= 124,77:100=**1,2477**	**((1,2477x100):0,6038):100=** **206,64:100=2,0664**
Inteligencia en Arbol de las asimilaciones			
Comportamientos de aseo e higiene	0,2891	((0,2891x100):0,2158) :100= 133,96:100=**1,3396**	**((1,3396x100):0,3961)** **:100=** **33819:100=3,3819**
Comportamiento de Silvia según clima	0,1778	((0,1778x100):0,2158) :100=	**((0,8239x100):0,3961)** **:100=**

		82,39:100=**0,8239**	**208:100=2,08**
Aprendizajes conceptuales de clima	0,1858	((0,1858x100):0,2158) :100= 86,09:100=**0,8609**	**((0,8609x100):0,3961)** **:100=** **217,34:100=2,1734**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,3471	((0,3471x100):0,2158) :100= 160,84:100=**1,6084**	**((1,6084x100):0,3961):100=** **406,05:100=1,0605**

1.2.3) Nodos Inferiores Integrados

1.2.3.1) Nodos Inferiores Integrados con el metodo aritmetico

Para ir mas directo en esta tabla ire unicamente indicando las divisiones entre las probabilidades correspondientes de cada casilla , ahorrandome las multiplicaciones y divisiones entre 100% , lo cual quedara implicitamente en las formulaciones.

Sujeto u opcion	Codificacion	Porcentaje del Nodo Inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado**
Blusa blanca	0,1866	0,1866 :0,2778=0,6717	**0,6717:1,384 =0,4853**
Blusa violeta	0,1466	0,1466:0,2778=0,5277	**0,5277:1,384=0,3812**

Falda azul	0,1866	0,1866 :0,2778=0,6717	**0,6717:1,384 =0,4853**
Falda amarilla	0,1466	0,1466:0,2778=0,5277	**0,5277:1,384=0,3812**
Maquillarse labios y pestañas	0,1666	0,1666:0,2778=0,5997	**0,5997:1,384=0,433**
Cabello recogido en moño	0,1666	0,1666:0,2778=0,5997	**0,5997:1,384=0,433**
Saludar al jefe de seccion	0,29	0,29: 0,3509 =0,8264	**0,8264:1,7537=0,4712**
Saludar al controlador aereo	0,18	0,18:0,3509=0,5129	**0,5129:1,7537=0,2924**
Saluar al pitolo del avion	0,23	0,23:0,3509=0,6554	**0,6554:1,7537=0,3737**
Saludar a las compañeras	0,2	0,2:0,3509=0,5699	**0,5699:1,7537=0,3249**
Saludar al conserje	0,1	0,1:0,3509=0,2849	**0,2849:1,7537=0,1624**
En caso emergencia primero mujeres y niños	0,4	0,4:0,3712=1,0775	**1,0775:1,8553=0,5807**
Tratar educadamente pasejeros	0,17	0,17:0,3712=0,4579	**0,4579:1,8553=0,2468**
No violencia	0,2	0,2:0,3712=0,5387	**0,5387:1,8553=0,2903**
Atender necesidades	0,23	0,23:0,3712=0,6196	**0,6196:1,8553=0,3339**
Labarse las manos	0,4565	0,4565:0,3298=1,3841	**1,3841:3,49=0,3965**
Labarse la cara	0,3043	0,3043:03298=0,9226	**0,9226:3,49=0,2643**

Cepillarse dientes	0,1521	0,1521:0,3298=0,4611	**0,4611:3,49=0,1321**
Ducharse	0,0869	0,0869:0,3298=0,2634	**0,2634:3,49=0,0754**
Amanece por el este	0,2692	0,2692:0,2071=1,2998	**1,2998:2,3439=0,5545**
Haya rocio en las plantas	0,1922	0,1922:0,2071=0,928	**0,928:2,3439=0,3959**
El termometro marque 0º	0,1538	0,1538:0,2071=0,7426	**0,7426:2,3439=0,3168**
Haya nubes por la mañana	0,1153	0,1153:0,2071=0,5567	**0,5567:2,3439=0,2375**
Haya nubes por la tarde	0,1538	0,1538:0,2071=0,7426	**0,7426:2,3439=0,3168**
Llueva	0,1153	0,1153:0,2071=0,5567	**0,5567:2,3439=0,2375**
Silvia lleve anorak	0,1428	0,1428:0,2215=0,6446	**0,6446 :2,1915 =0,2441**
Silvia riega las plantas	0,1428	0,1428:0,2215=0,6446	**0,6446 :2,1915 =0,2441**
Silvia usa paraguas	0,1071	0,1071:0,2215=0,4835	**0,4835:2,1915=0,2206**
Silvia enciende calefaccion	0,1785	0,1785:0,2215=0,8058	**0,8058:2,1915=0,3676**
Silvia corre cortinas de par en par al amenecer	0,25	0,25:0,2215=1,1286	**1,1286:2,1915=0,5149**
Silvia usa guantes	0,1785	0,1785:0,2215=0,8058	**0,8058:2,1915=0,3676**
Silvia recicla	0,14	0,14:0,2414=0,5799	**0,5799:2,5546=0,227**
Silvia espera semaforo en rojo	0,0199	0,0199:0,2414=0,0824	**0,0824:2,5546=0,0322**

Silvia acude maifestaciones contra guerra en Irak	0,2999	0,2999:0,2414=1,2423	**1,2423:2,5546=0,4862**
Silvia cede asiento a mujer invalida	0,0799	0,0799:0,2414=0,3309	**0,3309:2,5546=0,1295**
Silvia agradece cuando hacen algo por ella	0,46	0,46:0,2414=1,9055	**1,9055:2,5546=0,7459**

1.2.3.2) Nodos Inferiores Integrados con el metodo geometrico

Sujeto u opcion	Codificacion	Porcentaje del Nodo Inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado**
Blusa blanca	0,1866	0,1866 :0,2735=0,6822	**0,6822 :1,3771=0,4953**
Blusa violeta	0,1466	0,1466:0,2735=0,536	**0,536:1,3771=0,3892**
Falda azul	0,1866	0,1866 :0,2735=0,6822	**0,6822 :1,3771=0,4953**
Falda amarilla	0,1466	0,1466:0,2735=0,536	**0,536:1,3771=0,3892**
Maquillarse labios y pestañas	0,1666	0,1666:0,2735=0,6091	**0,6091=1,3771=0,4423**
Cabello recogido en moño	0,1666	0,1666:0,2735=0,6091	**0,6091=1,3771=0,4423**
Saludar al jefe de seccion	0,29	0,29 :0,316=0,9177	**0,9177:1,591=0,5768**

Saludar al controlador aereo	0,18	0,18:0,316=0,5696	**0,5696:1,591=0,358**
Saluar al pitolo del avion	0,23	0,23:0,316=0,7278	**0,7278:1,591=0,4574**
Saludar a las compañeras	0,2	0,2:0,316=0,6329	**0,6329:1,591=0,3978**
Saludar al conserje	0,1	0,1:0,316=0,3164	**0,3164:1,591=0,1988**
En caso emergencia primero mujeres y niños	0,4	0,4 :0,4104 =0,9746	**0,9746:2,0664=0,4716**
Tratar educadamente pasejeros	0,17	0,17:0,4104=0,4142	**0,4142:2,0664=0,2004**
No violencia	0,2	0,2:0,4104=0,4873	**0,4873:2,0664=0,2358**
Atender necesidades	0,23	0,23:0,4104=0,5604	**0,5604:2,0664=0,2711**
Labarse las manos	0,4565	0,4565:0,2891=1,579	**1,579 :3,3819 =0,4668**
Labarse la cara	0,3043	0,3043:0,2891=1,0525	**1,0525:3,3819=0,3112**
Cepillarse dientes	0,1521	0,1521:0,2891=0,5261	**0,5261:3,3819=0,1555**
Ducharse	0,0869	0,0869:0,2891=0,3005	**0,3005:3,3819=0,0888**
Amanece por el este	0,2692	0,2692 :0,1778 =1,514	**1,514:2,1734=0,6966**
Haya rocio en las plantas	0,1922	0,1922:0,1778=1,0809	**1,0809:2,1734=0,4973**
El termometro marque 0º	0,1538	0,1538:0,1778=0,865	**0,865:2,1734=0,398**

Haya nubes por la mañana	0,1153	0,1153:0,1778=0,6484	**0,6484:2,1734=0,2983**
Haya nubes por la tarde	0,1538	0,1538:0,1778=0,865	**0,865:2,1734=0,398**
Llueva	0,1153	0,1153:0,1778=0,6484	**0,6484:2,1734=0,2983**
Silvia lleve anorak	0,1428	0,1428:0,1858=0,7685	**0,7685 :2,08=0,3695**
Silvia riega las plantas	0,1428	0,1428:0,1858=0,7685	**0,7685 :2,08=0,3695**
Silvia usa paraguas	0,1071	0,1071:0,1858=0,5764	**0,5764:2,08=0,2771**
Silvia enciende calefaccion	0,1785	0,1785:0,1858=0,9607	**0,9607:2,08=0,4618**
Silvia corre cortinas de par en par al amenecer	0,25	0,25:0,1858=1,3455	**1,3455:2,08=0,6468**
Silvia usa guantes	0,1785	0,1785:0,1858=0,9607	**0,9607:2,08=0,4618**
Silvia recicla	0,14	0,14 :0,3471=0,4033	**0,4033 :1,0605 =0,3802**
Silvia espera semaforo en rojo	0,0199	0,0199:0,3471=0,0573	**0,0573:1,0605=0,054**
Silvia acude maifestaciones contra guerra en Irak	0,2999	0,2999:0,3471=0,864	**0,864:1,0605=0,8147**
Silvia cede asiento a mujer invalida	0,0799	0,0799:0,3471=0,2301	**0,2301:1,0605= 0,216**
Silvia agradece cuando hacen algo por ella	0,46	0,46:0,3471=1,3242	**1,3252:1,0605=1,2496**

El metodo utilizado en el capitulo 20 presente , lo bautizare como : Metodo Porcentual de Integracion , en este metodo lo que se ha hecho es calcular lo siguiente , teniendo en cuenta el porcentaje que una puntuacion de un nodo inmediatemente posterior al que se encontrara en el nivel de abstraccion anterior , observando la piramide desde arriba hacia abajo , se ha calculado cual era el porcentaje que cada nodo no integrado mantenia con el nodo anterior no integrado , y desde el porcentaje que cada nodo no integrado mantenia con el nodo anterior no integrado , en la medida que toda probabilidad empirica es un porcentaje dividido entre 100% , dicha estimacion de porcentaje de nodo no integrado se ha utilizado como una estimacion de probabilidad para calcular , si dicha estimacion de porcentaje de nodo no integrado se consideraba como una probabilidad , cual era entonces el procentaje , que esa probabilidad obtenida del porcentaje de nodo no integrado , que presentaba con respecto del nodo anterior integrado , de forma que , el porcentaje que mantuviera , el porcentaje de nodo no integrado con respecto del nodo anterior no integrado , con respecto del nodo anterior integrado , dicha estimacion de porcetaje utilizarla como una estimacion de probabilidad de sesgo interno . Este metodo que he utilizado en este capitulo veinte lo bautizare entonces como **Metodo Porcentual de Integracion** . Ahora bien , el Metodo Porcentual de Integracion no es la unica forma de integrar , ya que se pueden introducir ajustes al Metodo Porcentual de Integracion para hacerlo incluso mas eficaz , siendo las modificaciones que introduzca la base de los calculos que desarrolle en el proximo capitulo 21 .

2º) Modificaciones que introducire en el proximo capitulo

Una vez que mis lectores han podido comprender el procedimiento standard aquí empleado , en el proximo capitulo de mañana introducire algunas modificaciones , en la estructura que presente mañana en la integracion de la Inteligencia en Arbol de de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , introducire algunos cambios en la formulacion , para demostrar que se podria hacer de forma incluso mas ajustada : eN donde

- 2.1)**Nodo Intermedio Integrado** = obteniendo el porcentaje del nodo intermedio no integrado en una regla de tres con respecto del Ultimo Punto no integrado como

100% , entonces , calcular , porcentaje del nodo intermedio no integrado multiplicado por el nodo superior integrado y dividido entre 100%

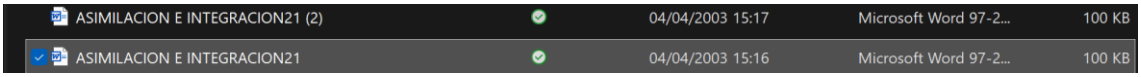
- 2.2)**Nodo Inferior Integrado** = obtenido el porcentaje del nodo inferior no integrado en en una regla de tres con respecto del nodo intermedio no integrado como 100% , entonces , calcular , porcentaje del nodo inferior no integrado multiplicado por el Nodo Intermedio Integrado y dividido entre 100%

La modalidad de calculo que he hecho en este mismo capitulo 20 es esencial para comprender el capitulo 21 , de todas formas creo que el metodo que utilizare en el capitulo 21 sera casi el mas apropiado , aunque sinceramente creo que el metodo que he utilizado en este mismo capitulo 20 tambien es interesante . **El metodo que utilizare en el capitulo 21 lo bautizare como : Metodo de Probabilidades Porcentuales** . La base teorica del Metodo de Probabilidades Porcentuales que utilizare en el proximo capitulo 21 es la siguiente : una vez que se estima cual es el porcentaje que un nodo no integrado mantenia con el nodo inmediatamente anterior no integrado , este porcentaje utilizarlo para , sabiendo despues cual es el nodo integrado , entonces , el porcentaje de nodo no integrado multiplicado por el nodo integrado y dividido entre 100% podra darnos una estimacion en terminos de probabilidad , en la cual poder asi hacer uso del Nivel de Sesgo de sujeto u opcion de nodo integrado , y hacer igualmente tambien uso del Nivel de Sesgo de Evolucion del Fenomeno Integrado , tal como explicare en el capitulo 21 , siendo asi el metodo que use en el capitulo 21 el Metodo de Probabilidades Porcentuales. La teoria matematica que mañana expondre en realidad es complemento de la teoria matematica expuesta en este mismo capitulo vigesimo , es decir , en este capitulo 20 , y aunque muchos de mis lectores crean que el metodo que use en el capitulo 21 , el Metodo de Probabilidades Porcentuales , es un metodo mucho mas ajustado que el metodo que he empleado en este capitulo 20 , Metodo Porcentual de Integracion , en realidad quiero dejar bien constancia , en la medida que yo mismo soy consciente de las importantes aportaciones cientificas que Asimilacion e Integracion pueden significar , quiero dejar constancia asi pues que , para poder yo descubrir el Metodo de Probabilidades Porcentuales , primero fue necesario , que yo descubriera el Metodo Porcentual de Integracion . El capitulo 21 con el Metodo de Probabilidades Porcentuales estoy convencido que puede ser el mas determinante para la evolucion de las matematicas , a lo largo de este siglo y de este milenio , y por eso , quiero dejar constancia de que , en las investigaciones matematicas que yo mismo estoy elaborando , si puedo alcanzar descubrimientos muy complejos , como los que mañana expondre en el Metodo de Probabilidades Porcentuales , es porque previamente he partido de descubrimientos mucho mas sencillos en apariencia de manera que siempre , en todos los descubrimientos matematicos que he hecho , siempre he partido de lo mas sencillo a lo complejo , como una pauta de maduracion de todos mis descubrimientos matematicos , y partiendo de lo sencillo a lo mas

complejo elaborar una teoria en principio simple , pero despues pasa por multiples procesos de complejizacion en los cuales , aquellas primeras definiciones de probabilidad mas sencillas , tal cual las primeras definiciones de probabilidad que hice en Probabilidad y Decision , a partir del 12 de agosto del 2002 , son decisiones que siendo sencillas permiten posteriormente poder avanzar hacia descubrimientos matematicos mas complejos , con los cuales mi proposito es establecer , a partir de la Probabilidad Imposible , los fundamentos matematicos del tercer milenio despues de Cristo , y mi intencion es establecer los fundamentos matematicos de este siglo XXI . Si en estos momentos estoy en disposicion y tengo capacidad , para poder abordar , un objetivo tan amplio como reformar todas las matematicas , es porque he ido elaborando una teoria matematica compleja , cuyas raices se encuentran muy bien presentes en algunos de los ensayos que , por culpa de la tortura que he sufrido , se encuentran a menudo con una serie de erratas , que impedian que la comunidad internacional comprendiera su importancia , tal como se puede apreciar y algun dia estoy convencido que se apreciara , que las bases de la Probabilidad Imposible que he ido forjando se encuentran en las matematicas paranormales que elaboro en la primavera del 2001 , bajo el principio de que , un fenomeno milagroso es aquel cuya frecuencia es tan escasa que hace que su probabilidad de ocurrencia sea realmente proxima a una probabilidad imposible . Para mi ha sido un milagro todo lo que ha ocurrido despues de aquello , me he convertido en una de las promesas mas importantes de la matematica del siglo XXI , cuando yo empece a trabajar en mis matematicas paranormales muchas personas creian que ya se habia acabado mi carrera como escritor y matematico , sin embargo , desde el mismo instante en que empece a trabajar en mis matematicas paranormales , no han djado de ocurrir cosas a mi alrededor que la unica forma posible de definirlas es con el adjetivo paranormal , mi vida esta llena de extrañas coincidencias , yo mismo ahora tengo capacidades extrasensoriales , de carácter pàrapsicologico que ni yo mismo se como las tengo o como funcionan ni siquiera se como puedo controlarlas . De todas formas , para mi lo mas importante es que me puedo convertir en la promesa mas importante de la matematica de principio del tercer milenio , lo cual , cuando no hace mucho tiempo yo era considerado algo asi como un fracasado sin futuro , para mi , mi actual situacion de éxito , me resulta un tanto milagrosa , al igual que para mi siempre ha sido un milagro contar con la ayuda de personas como mi inestimable XXX que , a pesar de todos mis defectos , personas como XXX siempre me han ayudado siendo algo que espero que si algun dia mi teoria matematica es reconocida internacional , tambien quiero que se recuerde con espacial cariño el apoyo que recibi de muchos profesionales de Television Española , que me han apoyado tanto en los momentos malos como los buenos .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segundda parte : Integracion y Probabilidad



(Capitulo 21)

XXX ejecutan la tortura que yo sufro . El XXX usa psicologia sovietica para torturarme intentaddo condicionar mi respuesta fisiologica dde sueño , o mi respuesta fisiologica de eyaculacion organismica sexual , a estimulos conidicionantes con los cuales me torturan , cambiandolos de tono y de oreja y aumentando el volumen para asesinarme. La comuniddad internacional debe arbitrar politicas de castigo y penalizacion contra el XXX. La mejor forma de la comunidad internacional castigar al XXX , es que la comuniddad internacional proteja la seguridad de mi familia , y la comunidad internacional proteja la seguriddad dde mis descubrimientos matematicos .

1º) Metoddo dde Probabilidades Porcentuales , desde el nodo superior

1.1) Breve resumen del capitulo anterior : Metodo Porcentual de Integracion

En el capitulo vigesimo , el capitulo prcedente , desarrolle , partiendo de la integracion desde el nodo superior , el Metodo Porcentual dde Integracion , para asi integrar las asimilaciones no selectivas dde la Inteligencia en Arbol contando , por separado , con la muestra de aprendizajes conceptuales de Yolanda sobre el clima , y la muestra de comportamientos dde Silvia asimiladdos por Yolanda para aprender a comportarse según el tipo de clima , e integrando esta Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selecttivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . La forma de desarrollar aquella forma dde integracion , bautizada como Metoddo Porcentual de

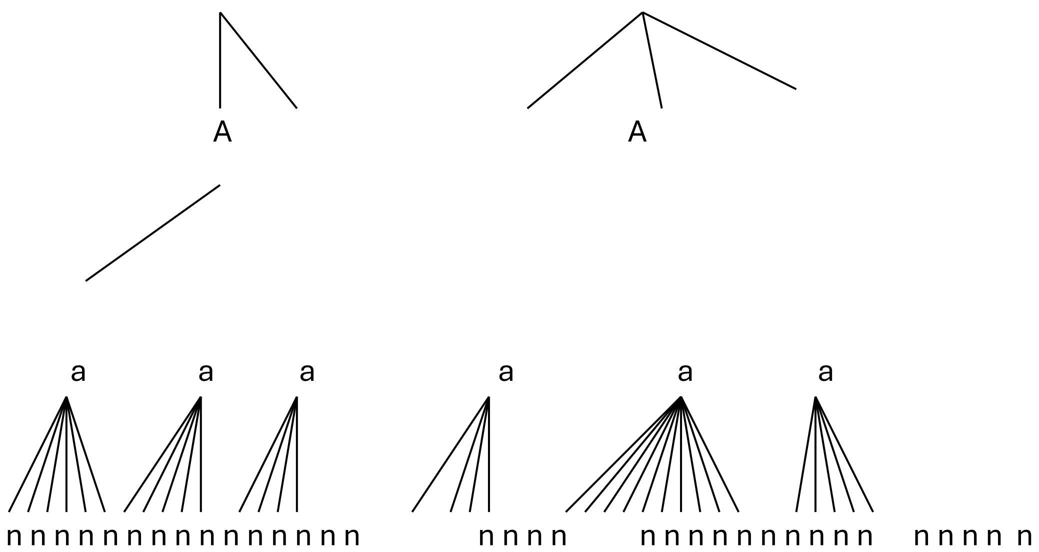
Integracion , era basicamente la siguiente : una vez calculado el porcentaje de cada Nodo Superior Integrado , entonces , el nodo siguiente , de arriba abajo , el nodo intermedio , se pasaba a integrar de la siguiente forma , se calculaba cual era el porcentaje que el nodo intermedio no integrado tenia con respecto del nodo superior todavia no integrado , y a este porcentaje , despues dividido entre 100% , se le podia denominar como porcentaje de nodo intermedio no integrado , de modo que , si despues , se pasaba a considerar que el Nodo Superior Integrado era el 100% , entonces por regla de tres , el porcentaje del nodo intermedio no integrado se multiplicaba por 100% y se dividia entre el Nodo Superior Integrado , dando asi lugar finalmente a la obtenicion del Nodo Intermedio Integrado . Si en esta situacion , se diera la circunstancia de que el Nodo Intermedio Integrado llegara a representar incluso mas del 100% , o dividido entre 100 diera un resultado superior a la unidad , dado que se estimaban los porcentajes siempre finalmente dividiendolos entre 100 para obtener una estimacion mas sencilla operar en probabilidad , entonces este tipo de resultado lo que evidenciaba es que , un sujeto u opcion de nodo superior con una probabilidad superior a la unidad , es decir , un porcentaje superior al 100% tiene mas posibilidades de poder serr escogido en la toma de deccisiones , a mayor sesgo , que otras opciones o sujetos con una probabilidad inferior a la unidad , es decir , un porcentaje inferior al 100% , una logica que evidencia que toda forma porcentual es siempre un indice de probabilidad , aunque esta probabilidad sea superior a la unidad , lo cual es en cierta forma una nueva forma de comprender el fenomeno de la probabilidad , en la medida que tradicionalmente se ha estimado como oportuno definir toda probabilidad como un numero fraccionario o quebrado nunca superior a la unidad , ccuando en terminos porcentuales si se pueden encontrar probabilidades de sujetos u opciones con un indice de probabilidad superior a la unidad , en cuanto que porcentualmente sean superiores al 100% . Es decir , es un concepto totalmente nuevo de probabilidad en donde , un numero entero con una serie decimal , tambien es una probabilidad , o si unicamente fuera un numero entero a causa de que es un numero surgido de un porcentaje que ha dado lugar a una cifra en numeros redondos , tambien dicho numero entero seria una probabilidad .La forma asi de calcular las probabilidades con el Metodo Porcentual de Integracion supone un cambio en la concepcion matematica de la probabilidad . El metodo que use en el capitulo anterior , en el capitulo 20 , utilizando para ello la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta por separado las codificaciones de la muestra de aprendizajes conceptuales sobre el clima , y teniendo en cuenta por separado las codificaciones de comportamientos de Silvia según clima , y poniendolas de forma integradora en relacion con la Inteligencia en Arbol previa no selectiva. De igual manera tambien se calcularon , utilizando este Porcentual de Integracion , las probabilidades asociadas a los Nodos Inferiores Integrados , de la siguiente forma , a saber : primero se calculaba que porcentaje representaba el nodo inferior no integrado con respecto del nodo intermedio no integrado , y a este porcentaje , dividido despues entre 100 , obtenido se le denominaba

porcentaje de nodo inferior no integrado , para despues , teniendo en consideracion que el Nodo Intermedio Integrado era el 100% , poder asi tener acceso al calculo del Nodo Inferior Integrado como igual al producto del porcentaje del nodo inferior no integrado multiplicado por 100% , y despues el producto resultante dividirse entre el Nodo Intermedio Integrado , siendo asi finalmente como resultado del cociente el Nodo Inferior Integrado , que para poder ser utilizado a modo de indice de probabilidad , se podia dividir entre 100% . El metodo empleado en el capitulo 20 lo he bautizado yo mismo con el nombre de : Metodo Porcentual de Integracion . Sin embargo , a este metodo , finalmente , tras hacer una reflexion sobre su tecnica , llegue a la conclusion de que se podria perfeccionar introduciendo algunos cambios , que si bien estoy convencido que para muchos de mis lectores estos cambios son logicos , e incluso muchos de mis lectores creeran que es dificil que durante el propio proceso de elaboracion del Metodo Porcentual de Integracion yo no hubiera caido antes en la cuenta , realmente debo decir , que a menudo en mis elaboraciones teoricas , estoy descubriendo que cuando se llegan a ciertos niveles de complejizacion en la teoria , a menudo los detalles mas simples son los mas dificiles de poder captar , ya que la complejizacion matematica hace que el matematico , en este caso yo mismo , nos dediquemos a intentar soluciones matematicas globales para todos los problemas planteados , que al igual que Arquimedes cuando tenia que descubrir como medir el volumen , unicamente reparamos en los detalles cuando logramos relajarnos y contemplar desde cierta perspectiva el resultado de nuestro trabajo , y aunque parezca dificil de creer , es cuando se toma perspectiva del trabajo de uno mismo cuando realmente empezamos a reparar en los detalles . Las modificaciones que voy a introducir en el analisis de la integracion matematica de las asimilaciones , a partir del Metodo Porcentual de Integracion , son mosidicaciones que expondre a continuacion , bautizando al nuevo metodo de integracion de las asimilaciones como Metodo de Probabilidad Porcentual .

1.2) Formulacion del Metodo de Probabilidad Porcentual , desde el nodo superior

La formulacion que desarrollare en el Metodo de Probabilidad Porcentual , que voy a desarrollar desde el nodo superior , para ir haciendo las repectivas integraciones de cada nodo siguiente , de arriba abajo descendiendo en los niveles de abstraccion de la Inteligencia en Arbol integrada , la expondre a continuacion , para lo cual es necesario comprender la estructura de ramificaciones de la Inteligencia en Arbol , asi que , al igual que en el capitulo 20 , lo primero que hare es un esquema del tipo d

ramificaciones de la estructura integrada que voy a desarrollar , teniendo en cuenta que , en la utilizado del Metodo de Probabilidad Porcentual que hare en este capitulo , integrare la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta la muestra de Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Ocion Invertidas , para integrarla con la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , de forma que las estructuras a integrar serian asi :



- 1.2.1) **<u>Nodo Superior Integrado</u>** : Cada nodo superior no integrado dividido entre el sumatorio de los nodos superiores no integrado , y si esta estimacion se desea tenerla en porcentaje , entonces multiplicar resultado por 100 , aunque a mi me gusta siempre trabajar mas con probabilidades y por tanto con los valores resultantes divididos normalmente entre 100 , por esto mi consejo es que el Nodo Superior Integrado se calcule como una probabilidad empirica normal y corriente teniendo el cociente de cada nodo superior dividido entre el sumatorio de todos los nodos .

  <u>Nodo Superior Integrado = A%= A : ΣA</u>

- 1.2.2) **<u>Nodo Intermedio Integrado</u>** :

  - 1.2.2.1) Porcentaje de nodo intermedio no integrado , el nodo superior no integrado es el 100% y se calcula el procentaje del nodo intermedio no integrado

, y en este caso no se divide entre 100 , en este caso nunca , y absolutamente nunca se divide entre 100 , en este caso siempre y absolutamente siempre el porcentaje exige estar en porcentaje multiplicado por 100

Porcentaje nodo intermedio no integrado = a%= (a x 100) : A

- 1.2.2.2)Nodo Intermedio Integrado : el Porcentaje de nodo intermedio no integrado se multiplica por el Nodo Superior Integrado y despues si se divide entre 100 para trabajar en probabilidad . En este caso siempre y absolutamente siempre , dividir entre 100 , ya que al dividir entre 100 en realidad convertimos el producto en una probabilidad empirica .

Nodo Intermedio Integrado = a ´ % =(a% x A%) : 100

- 1.2.3)**Nodo Inferior Integrado**

  - 1.2.3.1) Porcentaje de nodo intermedio no integrado : el nodo intermedio no integrado se considera el 1005 , y se calcula el porcentaje del nodo infrior integrado , y en este caso nunca y absolutamente nunca seidivide entre 100 el resultado final , porque siempre y absolutamente siempre el porcentaje exige esta siempre multiplicado por 100

Porcentaje de nodo inferior no integrado = n% = (n x 100) : a

  - 1.2.3.2) Nodo Inferior Integrado : producto del nodo inferior no integrado multiplicado por el Nodo Intermedio Integrado , y el resultado dividido entre 100 , y siempre absolutamente siempre se debe hacer la division entre 100 para poder asi trabajar en indices de probabilidad.

Nodo Inferior Integrado = n ´% = (n% x a ´%) : 100

A partir de la formulacion ahora mismo expuesta sobre el Metodo de Probabilidad Porcentual , pasare a reealizar la integracion pertinente desde los nodos superiores , en la cual , la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , con la muestra de Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , la integrare poniendola asi en relacion con la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , utilizando en esta integracion de las Inteligencias en Arbol citadas el Metodo de Probabilidad Porcentual cuya formulacion acabo de exponer ahora mismo , asi spues dare comienzo a la integracion en las muestras citadas con el Metodo de Probabilidad Porcentual desde los nodos superiores

1.3)Integracion desde los nodos superiores utilizando el Metodo de Probabilidad Porcetual , al integrar , la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , en relacion a la Inteligencia enrbol previa no selectiva

1.3.1) Nodos Superiores Integrados

1.3.1.1)Nodos Superiores Integrados con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Superior no Integrado	Nodo Superior Integrado
Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas	0,2921	**0,2921:0,6297=0,4638**
Inteligencia en Arbol previa no selectiva	0,3376	**0,3376:0,6297=0,5361**
Total	0,6297	

1.3.1.2) Nodos Superiores Integrados con el metodo geometrico

1.3.1.2.1)Nodos Superiores Integrados con el metodo geometrico atendiendo a los limites considerando Nube de Puntos codificaciones de comportamiento clima y aprendizajes conceptuales

Sujeto u Opcion	Nodo Superior no Integrado	Nodo Superior Integrado
Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas	0,2832	**0,2832:0,6121=0,4626**
Inteligencia en Arbol previa no selectiva	0,3289	**0,3289:0,6121=0,5373**
Total	0,6121	

1.3.1.2.2)Nodos Speriores Integrados con el metodo geometrico atendiendo a los propios limites considerabndo Nubes de Puntos de Probabilidades Empiricas de Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida

Sujeto u Opcion	Nodo Superior no Integrado	Nodo Superior Integrado
Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas	0,283	**0,283:0,6119=0,4624**
Inteligencia en Arbol previa no selectiva	0,3289	**0,3289:0,6119=0,5375**
Total	0,6119	

1.3.2) Nodos Intermedios Integrados

1.3.2.1) Nodos Intermedios Integrados con el metodo aritmetico

Sujeto u opcion	Nodo intermedio no integrado	Procentaje del nodo intermedio no integrado	**Nodo Intermedio Integrado :** **Producto del nodo intermedio no integrado por Nodo Superior Ingegrado , y resultado dividido entre 100**
Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas			
Comportamientos de aseo e higiene de Silvia	0,48	(0,48x100):0,2921= 164,32	**(164,32 x0,4638):100** **= 0,7621**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,1687	(0,1687x100):0,2921= 57,754	**(57,754x0,4638):100** **=0,2678**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,3512	(0,3512x100):0,2921= 120,23	**(120,23x0,4638):100** **=0,5576**

Nodo Superior Empirico = (((0,5576+0,2678):2)+((0,2678+0,7621):2)) : 2 = 0,4638			
Inteligencia en Arbol previa no selectiva			
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2778	(0,2778x100):0,3376= 82,286	**(82,286x0,5361):100 = 0,4625**
Yolanda saluda al ir a trabajar	0,3509	(0,3509x100):0,3376= 103,93	**(103,93x0,5361):100 = 0,5571**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,3712	(0,3712x100):0,3376= 109,95	**(109,95x0,5361):100 = 0,5894**
Nodo Superior Empirico =(((0,4625+0,5571):2)+((0,5571+0,5894):2)):2=0,5415 **La diferencia entre Nodo Superiro Empirico y Nodo Superior Integrado podria ser causada por el error acumulado a causa de truncamiento decimal**			

1.3.2.2) Nodos Intermedios Integrados con el metodo geometrico

1.3.2.2.1) considerando la Nube de Puntos de las codificaciones de comportamientos de Silvia y

aprendizajes conceptuales sobre clima

Sujeto u opcion	Nodo intermedio no integrado	Procentaje del nodo intermedio no integrado	**Nodo Intermedio Integrado :** **Producto del nodo intermedio no integrado por Nodo Superior Ingegrado , y resultado dividido entre 100**
Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas			
Comportamientos de aseo e higiene de Silvia	0,3938	(0,3938x100):0,2832= 139,05	**(139,05x0,4626):100 =** **0,6432**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,1333	(0,1333x100):0,2832= 47,069	**(47,069x0,4626):100 =** **0,2177**

Comportamiento etico-moral de Silvia	0,4728	(0,4728x100):0,2832= 166,94	**(166,94x0,4626)=** **0,7722**
Nodo Superior Empirico =(((0,6432+0,2177):2)+((0,2177+0,7722):2):2=0,4627			
Inteligencia en Arbol previa no selectiva			
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2735	(0,2735 x100):0,3289= 83,155	**(83,155x0,5373):100=** **0,4467**
Yolanda saluda al ir a trabajar	0,316	(0,316x100):0,3289= 96,077	**(96,077x0,5373):100=** **0,5162**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,4104	(0,4104x100):0,3289= 124,77	**(124,77x0,5373):100=** **0,6703**
Nodo Superior Empirico =(((0,4467+0,5162):2)+((0,5162+0,6703):2):2=0,5373			

1.3.2.2.2)considerando la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas

Sujeto u opcion	Nodo intermedio no integrado	Procentaje del nodo intermedio no integrado	**Nodo Intermedio Integrado :** **Producto del nodo intermedio no integrado por Nodo Superior Ingegrado , y resultado dividido entre 100**
Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas			
Comportamientos de aseo e higiene de Silvia	0,3942	(0,3942 x100):0,283= 139,29	**(139,29x0,4624):100 =** **0,644**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,1325	(0,1325x100):0,283 = 46,819	**(46,819x0,4624):100 =** **0,2164**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,4732	(0,4732x100):0,283 = 167,2	**(167,2x0,4624):100=** **0,7731**

	Nodo Superior Empirico =(((0,644+0,2164):2)+((0,2164+0,7731):2)):2= 0,4624		
Inteligencia en Arbol previa no selectiva			
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2735	(0,2735 x100):0,3289= 83,155	**(83,155x0,5375):100 = 0,4469**
Yolanda saluda al ir a trabajar	0,316	(0,316x100):0,3289 = 96,077	**(96,077x0,5375):100 = 0,5164**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,4104	(0,4104x100):0,3289= 124,77	**(124,77x0,5375):100 = 0,6706**
	Nodo Superior Empirico=(((0,4469+0,5164):2)+((0,5164+0,6706):2)):2= 0,5375		

1.3.3)Nodos Inferiores Integrados

1.3.3.1) Nodos Inferiores Integrados con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Codificacion	Porcentaje nodo inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado = probabilidad empirica de sesgo interno =** **Producto del porcentaje del nodo inferior no integrado multiplicado por el Nodo Intermedio Integrado , y el resultado dividido entre 100**
Labarse las manos	0,4565	(0,4565 x100):0,48= 95,104	**(95,104 0,7621):100=** **0,7247**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,48= 63,395	**(63,395x0,7621):100 =** **0,4831**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,48= 31,687	**(31,687x0,7621):100 =** **0,2414**

Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,48= 18,104	**(18,104x0,7621):100 =** **0,1379**
Haya rocio en las plantas	0,0841	(0,0841 x100):0,1687= 49,851	**(49,851 x0,2678):100=** **0,1335**
El termometro marque 0º	0,0849	(0,0849x100):0,1687= 50,326	**(50,326x0,2678):100 =** **0,1347**
Haya nubes por la mañana	0,0833	(0,0833x100):0,1687= 0,49377	**(49,377x0,2678):100 =** **0,1322**
Haya nubes por la tarde	0,0849	(0,0849x100):0,1687= 50,326	**(50,326x0,2678):100 =** **0,1347**
Llueva	0,0833	(0,0833x100):0,1687= 0,49377	**(49,377x0,2678):100 =** **0,1322**
Silvia lleve norak	0,0844	(0,0844x100):0,1687= 50,029	**(50,029x0,2678):100 =**

			0,1339
Regar las plantas	0,0844	(0,0844x100):0,1687= 50,029	**(50,029x0,2678):100 =** **0,1339**
Encender la calefaccion	0,084	(0,084x100):0,1687 = 49,792	**(49,792x0,2678):100 =** **0,1333**
Silvia lleve guantes	0,084	(0,084x100):0,1687 = 49,792	**(49,792x0,2678):100 =** **0,1333**
Silvia recicle	0,14	(0,14x 100):0,3512= 39,863	**(39,863x0,5576):100 =** **0,2222**
Silvia acude manifestacion contra guerra en Irak	0,0199	(0,0199x 100):0,3512= 5,666	**(5,666 x0,5576):100=** **0,0315**
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999 x 100):0,3512= 85,392	**(85,392x0,5576):100 =** **0,4761**

Silvia ayuda a una mujer invalida	0,0799	(0,0799x 100):0,3512= 22,75	**(22,75 x0,5576):100=** **0,1268**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46x 100):0,3512= 130,97	**(130,97x0,5576):100 =** **0,7302**
Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,277 8= 67,17	**(67,17 x0,4625):100=** **0,3106**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,277 8= 52,771	**(52,771x0,4625):100 =** **0,244**
Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,277 8= 67,17	**(67,17 x0,4625):100=** **0,3106**
Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,277 8= 52,771	**(52,771x0,4625):100 =** **0,244**

Pintarse las pestañas y los labios	0,1666	(0,1666x100):0,2778= 59,971	**(59,971x0,4625):100 =** **0,2773**
Hacerse un moño	0,1666	(0,1666x100):0,2778= 59,971	**(59,971x0,4625):100 =** **0,2773**
Saludar el jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,3509= 82,644	**(82,644x0,5571):100 =** **0,4604**
Saludar al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,3509= 51,296	**(51,296x0,5571):100 =** **0,2857**
Saludar al pitolo	0,23	(0,23x100):0,3509= 65,545	**(65,545x0,5571):100 =** **0,3651**
Saludar a sus compañeras	0,2	(0,2x100):0,3509= 56,996	**(56,996x0,5571):100 =** **0,3175**

Saludar al conserje	0,1	(0,1x100):0,3509= 28,498	**(28,498x0,5571):100 = 0,1587**
Las mujeres y niños primero en caso emergencia	0,4	(0,4x100):0,3712= 107,75	**(107,75x0,5894):100 = 0,635**
Tratar bien pasajeros	0,17	(0,17x100):0,3712= 45,797	**(45,797x0,5894):100 = 0,2699**
No violencia	0,2	(0,2x100):0,3712= 53,879	**(53,879x0,5894):100 = 0,3175**
Atnder ecesidades pasajeros	0,23	(0,23x100):0,3712= 61,96	**(61,96 x0,5894):100= 0,3651**

1.3.3.2) Nodos Inferiores Integrados con el metodo geometrico

1.3.3.2.1) considerando la Nube de Puntos de codificaciones de comportamientos de Silvia y aprendizajes conceptuales sobre el clima

(A continuacion , para hacer los calculos de forma mas rapida , aunque en la soguiente tabla anote unicamente cuatro digitos decimales , en realidad utilizare cuantos decimales aparezcan en cada calculo en la pantalla de la canculadora donde elaboro las operaciones matematicas)

Sujeto u Opcion	Codificacion	Porcentaje nodo inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado = probabilidad empirica de sesgo interno =** **Producto del porcentaje del nodo inferior no integrado multiplicado por el Nodo Intermedio Integrado , y el resultado dividido entre 100**

Labarse las manos	0,4565	(0,4565x100):0,3938= 115,92	**(115,92x0,6432):100 = 0,7455**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,3938= 77,272	**(77,272x0,6432):100 = 0,497**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521 x100):0,3938= 38,623	**(x0,6432):100= 0,24842**
Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,3938= 22,067	**(22,067x0,6432):100 = 0,1419**
Haya rocio en las plantas	0,0841	(0,0841x100):0,1333= 63.09	**(63,09x0,2177):100= 0,1373**
El termometro marque 0º	0,0849	(0,0849x100):0,1333= 63,69	**(63,69x0,2177):100= 0,1386**
Haya nubes por la mañana	0,0833	(0,0833x100):0,1333= 62,49	**(62,49x0,2177):100= 0,1304**

Haya nubes por la tarde	0,0849	(0,0849x100):0,1333= 63,69	**(63,69x0,2177):100= 0,1386**
Llueva	0,0833	(0,0833x100):0,1333= 62,49	**(62,49x0,2177):100= 0,1304**
Silvia lleve norak	0,0844	(0,0844x100):0,1333= 63,315	**(63,315x0,2177):100= 0,1378**
Regar las plantas	0,0844	(0,0844x100):0,1333= 63,315	**(63,315x0,2177):100= 0,1378**
Encender la calefaccion	0,084	(0,084x100):0,1333= 63,015	**(63,015x0,2177):100= 0,1371**
Silvia lleve guantes	0,084	(0,084x100):0,1333= 63,015	**(63,015x0,2177):100= 0,1371**
Silvia recicle	0,14	(0,14 x100):0,4728=	**(29,61 x0,7722):100=**

		29,61	**0,2286**
Silvia acude manifestacion contra guerra en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,4728= 4,2089	**(4,2089x0,7722):100 =** **0,0325**
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999x100):0,4728= 63,43	**(63, 34x0,7722):100=** **0,4898**
Silvia ayuda a una mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,4728= 16,899	**(16,899x0,7722):100 =** **0,1304**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46x100):0,4728= 97,292	**(97,292x0,7722):100 =** **0,7512**
Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,2735= 68,22	**(68,22x0,4467):100=** **0,3047**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,2735= 35,601	**(35,601x0,4467):100 =** **0,2394**

Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,2735= 68,22	**(68,22x0,4467):100= 0,3047**
Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,2735= 35,601	**(35,601x0,4467):100= 0,2394**
Pintarse las pestañas y los labios	0,1666	(0,1666x100):0,2735= 60,914	**(60,914x0,4467):100= 0,2721**
Hacerse un moño	0,1666	(0,1666x100):0,2735= 60,914	**(60,914x0,4467):100= 0,2721**
Saludar el jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,316= 91,77	**(91,77x0,5162):100= 0,4737**
Saludar al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,316= 56,96	**(56,96x0,5162):100= 0,294**
Saludar al pitolo	0,23	(0,23 x100):0,316= 72,78	**(72,78x0,5162):100=**

			0,3757
Saludar a sus compañeras	0,2	(0,2x100):0,316= 63,29	**(63,29x0,5162):100= 0,3267**
Saludar al conserje	0,1	(0,1 x100):0,316= 31,64	**(31,64x0,5162):100= 0,1633**
Las mujeres y niños primero en caso emergencia	0,4	(0,4x100):0,4104= 97,46	**(97,46x0,6703):100= 0,6533**
Tratar bien pasajeros	0,17	(0,17x100):0,4104= 41,42	**(41,42x0,6703):100= 0,2776**
No violencia	0,2	(0,2x100):0,4104= 48,73	**(48,73x0,6703):100= 0,3266**
Atnder ecesidades pasajeros	0,23	(0,23x100):0,4104= 56,042	**(56,042x0,6703):100 = 0,3756**

1.3.3.2.2) considerando la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas

Sujeto u Opcion	Codificacion	Porcentaje nodo inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado = probabilidad empirica de sesgo interno =** **Producto del porcentaje del nodo inferior no integrado multiplicado por el Nodo Intermedio Integrado , y el resultado dividido entre 100**
Labarse las manos	0,4565	(0,4565 x100):0,3942= 115,8	**(115,8 x0,644):100=** **0,7457**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,3942= 77,19	**(77,19x0,644):100=** **0,4971**

Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,3942= 38,58	**(38,58x0,644):100=** **0,2484**
Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,3942= 22,044	**(22,044x0,644):100=** **0,1419**
Haya rocio en las plantas	0,0841	(0,0841x100):0,1325= 63,47	**(63,47x0,2164):100=** **0,1373**
El termometro marque 0º	0,0849	(0,0849x100):0,1325= 64,075	**(64,07x0,2164):100=** **0,1386**
Haya nubes por la mañana	0,0833	(0,0833x100):0,1325= 62,86	**(62,86x0,2164):100=** **0,136**
Haya nubes por la tarde	0,0849	(0,0849x100):0,1325= 64,075	**(64,07x0,2164):100=** **0,1386**
Llueva	0,0833	(0,0833x100):0,1325= 62,86	**(62,86x0,2164):100=** **0,136**
Silvia lleve norak	0,0844	(0,0844x100):0,1325=	**(63,69x0,2164):100=**

		63,69	**0,1378**
Regar las plantas	0,0844	(0,0844x100):0,1325= 63,69	**(63,69x0,2164):100=** **0,1378**
Encender la calefaccion	0,084	(0,084x100):0,1325= 63,39	**(63,39x0,2164):100=** **0,1371**
Silvia lleve guantes	0,084	(0,084x100):0,1325= 63,39	**(63,39x0,2164):100=** **0,1371**
Silvia recicle	0,14	(0,14x100):0,4732= 29,58	**(29,58x0,7731):100=** **0,2287**
Silvia acude manifestacion contra guerra en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,4732= 4,2054	**(4,2054x0,7731):100=** **0,0325**
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999x100):0,4732= 63,37	**(63,37x0,7731):100=** **0,4899**
Silvia ayuda a una mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,4732=	**(16,88x0,7731):100=**

		16,88	**0,1305**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46x100):0,4732= 97,21	**(97,21x0,7731):100=** **0,7515**
Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,273 5= 68,22	**(68,22 x0,4469):100=** **0,3048**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,273 5= 35,601	**(35,601x0,4469):100 =** **0,1591**
Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,273 5= 68,22	**(68,22 x0,4469):100=** **0,3048**
Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,273 5= 35,601	**(35,601x0,4469):100 =** **0,1591**
Pintarse las pestañas y los labios	0,1666	(0,1666x100):0,273 5= 60,914	**(60,914x0,4469):100 =** **0,2722**

Hacerse un moño	0,1666	(0,1666x100):0,2735= 60,914	**60,914x0,4469):100= 0,2722**
Saludar el jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,316= 91,77	**(91,77x0,5164):100= 0,4739**
Saludar al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,316= 56,96	**(56,96x0,5164):100= 0,2941**
Saludar al pitolo	0,23	(0,23 x100):0,316= 72,78	**(72,78x0,5164):100= 0,3758**
Saludar a sus compañeras	0,2	(0,2x100):0,316= 63,29	**(63,29x0,5164):100= 0,3268**
Saludar al conserje	0,1	(0,1 x100):0,316= 31,64	**(31,64x0,5164):100= 0,1633**
Las mujeres y niños primero en caso emergencia	0,4	(0,4x100):0,4104= 97,46	**(97,46x0,6706):100= 0,6535**

Tratar bien pasajeros	0,17	(0,17x100):0,4104= 41,42	**(41,42x0,6706):100= 0,2777**
No violencia	0,2	(0,2x100):0,4104= 48,73	**(48,73x0,6706):100= 0,3267**
Atnder ecesidades pasajeros	0,23	(0,23x100):0,4104= 56,042	**(56,042x0,6706):100 = 0,3758**

1.4) Es posible modificar niveles iniciales de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial a traves del Aprendizaje Artificial de mejora de la toma de decisiones

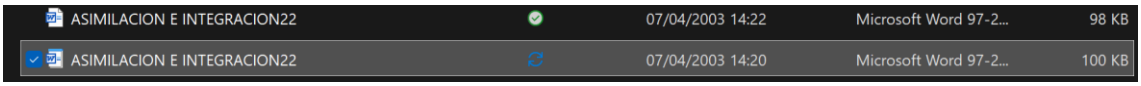
A traves del procesamiento de la informacion que en el proceso de Integracion y Probabilidad , utilizando mas explicitamente el Metodo de Probabilidad Porcentual , para integrar las asimilaciones de la Inteligencia en Arbol no selectiva en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , se pueden asi crear procedimientos para un procesamiento significativo de la informacion , para la memoria y el archivbo en sistemas artificiales , en los cuales , la informacion procesada a traves del procesamiento de la informacion existente en el Aprendizaje Artificial , aquí expuesto , como un proceso continuo formado por dos etapas bien diferenciadas , pero continuadas en el tiempo , como son las etapas descritas en el aprendizaje significativo , tomando elementos de la teoria de Jean Piaget y Vigotsky , en forma de la asimilacion de informacion e integracion significativa de la informacion , es un proceso que , dentro de la teoria de la Probabilidad Imposible que vengo desarrollando desde Probabilidad Decision , puede desarrollarse de tal forma , que la misma forma de archivar y memorizar informacion de forma significativa en el procesamiento matematico de dicha informacion , utilizando Asimilacion e Integracion , puede ser un

procesamiento que permita , que la informacion archivada y memorizada artificialmente , con el procesamiento de la informacion descrito , en Asimilacion e Integracion , en terminos mateticos artificiales , como Asimilacion y Probabilidad , e Integracion y Probabilidad , la informacion memorizara y archivada en terminos de probabilidad , son informaciones asimiladas que en su integracion quedan asociadas a unos indices de probabilidad que pueden ser utilizadas como probabilidades de sesgo interno , en donde la probabilidad de sesgo interno surge de haberse aplicado correctamente un procesamiento matematico significativo de la informacion , tanto en la primera etapa aplicandose Asimilacion y Probabilidad , como en la segunda etapa aplicandose Integracion y Probabilidad , que permite asi que las informaciones ya integradas atendiendo a unos niveles de probabilidad , dichos niveles de probabilidad con que las informaciones han sido integradas , sean niveles de probabilidad integrados que se puedan utilizarse como probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , de manera que asi un sistema artificial que sea capaz de desarrollar Aprendizaje Artificial , utilizando la Asimilacion e Integracion , podria dicho sistema artificial crear una serie de aprendizajes que le permitirian aumentar su capacidad de toma de decisiones , y si un sistema artificial puede ser capaz de aumentar su capacidad , tanto en terminos cuantitativos como en terminos cualitativos , de tomar decisiones entonces esto significa que , si normalmente los antropologos miden la inteligencia de los primates en la capacidad de los primates de realizar actividades instrumentales o la capacidad de proyectar mentalmente una accion a realizar , si un sistema artificial con Asimilacion e Integracion , fuera asi de capaz de poder crear Aprendizaje Artificial con el cual aumentar su capacidad de toma decisiones , en forma de asimilar e integrar la informacion aprendido en forma de probabilidades de sesgo interno , esto puede significar que entonces a mayor capacidad de aprendizaje tambien mayor capacidad de tomar decisiones correctas , y a mayor capacidad de tomar decisiones correctas mayor inteligencia , y si se pueden producir situaciones de aumento de la inteligencia entonces es que es posible la modificacion de los niveles iniciales tanto de la Afectividad Artificial como de la Inteligencia Artificial , y por tanto los sistemas artificiales podran aumentar de inteligencia y de afectividad de manera totalmente autonoma e independiente de cualquier intervencionismo humano , podriamos asi construir sistemas artificiales cuya capacidad de toma de decisiones pudiera ser correcta sin necesidad de injerencia humana en el procesamiento de la informacion que dicho sistema artificial pudiera realizar . Y , si un sistema artificial podria tener una serie de experiencias enesimamente de toma de decisiones y de aprendizajes , estas enesimas situaciones experienciales que el sistema artificial podria tener de experiencias de aprendizajes y de experiencias de toma de decisiones , podrian ser tambien una fuente de aprendizaje , en donde el sistema artificial poder realizar ensayos de los cuales , aprender a no repetir errores , y aprender a mantener constantes las decisiones que le pueden encaminar hacia el éxito . De esta forma , ademas del aprendizaje sensorial que el sistema artificial puede obtener a traves de

los sensores artificiales , y ademas del aprendizaje receptivo que el sistema artificial pudiera obtener de las recepciones de informacion enesimas que pudiera obtener de otros sistemas artificiales que le pudieran emitir informacion relevante , si tambien el sistema artificial , ademas de recibir informacion , el sistema artificial pudiera ser capaz de comunicar informacion , y los sistemas artificiales , siendo capaces de aprender y tomar decisiones , estos sistemas artificiales pudieran comunicarse mutuamente sus decisiones y sus aprendizajes , finalmente se podria asi crear un aprendizaje experiencial socializado artificial , en el cual , los sistemas artificiales podrian analizar las informaciones que mutuamente se ofrecen , los sistemas artificiales podrian analizar las decisiones que elaboren , y los sistemas artificiales podrian crear incluso relaciones afectivas artificiales ademas de relaciones inteligentes .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad



(Capitulo 22)

XXX usa psicologia sovietica para torturarme a mi mismo . El XXX pretende condicionar mis respuestas fisiologicas de sueño y eyaculacion orgasmica sexual a unos estimulos accusaticos condicionantes , que tambien usa según aumente de volumen para intentar asesinarme , asi tambien los hace variar de tono y volumen , en ritmos musucales cambiandolos de oido . La comunidad internacional debe ccastigar al XXX . Una forma con que la comunidadd internacional me puede ayudarme a mi XXX sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda cometer al escribir , y la comunidad internacional proteja la seguridad de mi familia y de mis descubrimientos matematicos .

1º) Metodo de Probabilidad Procentual aplicado a la integracion desde el nodo superior de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva .

En el anterior capitulo expuse la formulacion matematica del Metodo de Probabilidad Porcentual como un metodo de integracion de las asimilaciones que dentro del Aprendizaje Artificial puede permitir , asimismo , el analisis de tecnicas matematicas de modificacion de la Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial de tal forma que se pueda aumentar la capacidad de toma de decisiones de los sistemas artificiales permitiendo crear incluso una serie de experiencias , de manera que , la integracion en formas de probabilidades de sesgo interno de las asimilaciones realizadas puede permitir que las probabilidades con que una serie de opciones o sujetos se hayan integrado , dichas probabilidades puedan ser usadas en forma de probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , de manera que asi , el procesamiento de la informacion en forma de Aprendizaje Artificial en estructuras significativas , permite asi desarrollar una serie de aprendizajes artificiales que finalmente se pueden convertir en un aumento de la capacidad cuantiativa y cualitativa de toma de decisiones , en la medida que se integran informaciones aprendidas en forma de probabilidades de sesgo interno que pueden permitir una mejor capacidad de toma de decisiones que pueden asi suponer , en terminos incluso de medicion antropologica de la Inteligencia Artificial , un aumento de las capacidad inteelectuales del sistema artificial en realizar actividades instrumentales adecuadas atendiendo a proyeccion mental de las acciones a realizar , en la secuenciacion adecuada que se hiciera de las decisiones a adoptar en cada paso de una accion determinada . Asi pues mediante la creacion de sistemas de Aprendizaje Artificial mediante Asimilacion e Integracion , se puede hacer una modificacion sustancial de la Inteligencia Artificial y la Afectividad Artificial , en donde , a partir de las asimilaciones del aprendizaje , en forma de Asimilacion y Probabilidad , despues se pueda pasar a una siguiente etapa continugua en la cual , por medio de Integracion y Probabilidad , se puedan integrar las asimilaciones en forma de probabilidades de sesgo interno , de manera que toda la informacion aprendida sea util para un mejoramiento de la capacidad artificial de toma decisiones , de manera que asi el sistema artificial pueda adoptar decisiones mas inteligentes , y a partir de que un sistema artificial sea capaz de poder adoptar decisiones mas inteligentes despues de cada aprendizaje , cualquier aumento en forma de mejora , sea cuantiativa o cualitativa , en el nivel de inteligencia que se pueda demostrar en una toma de decision adoptada , indicaria asimismo que , a mayor inteligencia en la decision adoptada , según aprendizajes previos , se puede medir el nivel de Inteligencia Artificial de un sistema artificial según el grado de inteligencia que el sistema artificial demuestre en sus decisiones , y que al mismo tiempo igualmente , a mayor capacidad de Aprendizaje Artificial entonces mayor nivel de Inteligencia Artificial y de Afectividad Artificial , y este mejoramiento en la inteligencia se pueda medir en terminos de adopcion de decisiones mas inteligentes , en cada momento en que se exija una decision según una situacion en la cual se haya de tomar una determinacion en el curso de la accion a seguir . Tal como he explicado , la integracion de las Inteligencias en Arbol de asimilacion y previa , dara lugar a una nueva estructura de Inteligencia en

Arbol , una Inteligencia en Arbol integrada , en donde la nueva Inteligencia en Arbol integrada fruto de la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , y de la Inteligencia en Arbol previa , siempre atendiendo a cada modalidad por separado , sean sea en la modalidad no selectiva o selectiva , se debe asi despues considerar que , la nueva Inteligencia en Arbol integrada se convierte automaticamente en la nueva Inteligencia en Arbol previa para los subsisguientes aprendizajes que se elaboren , en donde , las siguientes asimilaciones que se hagan , en la modalidad en que se hiciera , selectiva o no selectiva , debe de integrarse despues a la Inteligencia en Arbol anteriormente integrada en los aprendizajes anteriores , en donde anteriores asimilaciones se integraron a las anteriores inteligencias previas , de manera que asi toda Intligencia en Arbol integrada se convierta automaticamente en la Inteligencia en Arbol previa para el siguiente aprendizaje que se haga , en donde la siguiente Inteligencia en Arbol de asimilaciones , selectivas o no selectivas , se pase a integrar en la Inteligencia en Arbol anteriormente integrada que en ese nuevo aprendizaje tendra el papel de actual como si fuera la Inteligencia en Arbol previa ante el nuevo aprendizaje que se desarrolle . Esta integracion en el caso de la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion con la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , se podria realizar de dos formas : utilizando el Metodo de la Integracion Porcentual explicado en el capitulo vigesimo de este mismo ensayo , o utilizando el Metodo de la Probabilidad Porcentual explicado en el capitulo vigesimo primero de este mismo ensayo . En el caso del Metodo de la Integracion Porcentual es en donde , en principio , tenia pensado realizar una aplicación de la Probabilidad Corregida tal como anuncie desde Asimilacion y Probabilidad , ya que el Metodo de Integracion Porcentual realmente lo venia diseñando desde hace tiempo , sin embargo , una vez que he tomado perspectiva , he introducido una serie de modificaciones en alguna serie de detalles , y asi he creado el nuevo Metodo de Probabilidad Porcentual , en realidad , cualquier aplicación que pudiera ahora hacer al Metodo de Integracion Porcentual utilizando para tal fin a la Probabilidad Corregida , creo que puede ser redundante , en cualquier caso , cuando termine de hacer todas las integraciones de Inteligencia en Arbol en modalidad no selectiva desarrollare un ejemplo de cual era en principio mi idea original de aplicación de la Probabilidad Corregida al Metodo de Integracion Porcentual , sobre el ejemplo realizado en el capitulo decimo noveno de este mismo ensayo . De todas formas como acabo de explicar , las modificaciones sustanciales en una serie de detalles que he introducido en el Metodo de Probabilidad Porcentual , en mi opinion , y lo digo con toda sinceridad , creo realmente que a efectos practicos que en el futuro puedan tener mis descubrimientos matematicos , creo sinceramente que es mas util aplicar normalmente el Metodo de Probabilidad Porcentual , al ser un metodo que permite asi poder transformar directamente la integracion de diferentes estructuras de Inteligencia en Arbol en una serie de probabilidades de sesgo interno . A traves de la aplicación directa de la tecnica que he bautizado como Metodo de Probabilidad Porcentual se puede obtener directamente a

partir de la realizacion de la integracion un conjunto de probabilidades de sesgo interno para el desarrollo de sistemas de tomas de decisiones según aumento de los aprendizajes , que puede asi permitir directamente un aumento de la Afectividad Artitificial , y un aumento de la Inteligencia Artificial , según el sistema artificial sea capaz de demostrar una mayor inteligencia en cada decision adoptada en la misma medida que aumenten sus aprendizajes , y asi desarrolle un procesamiento de informacion , que por medio del Aprendizaje Artificial como Asimilacion e Integracion , cada nuevo aprendizaje aumente la capacidad de adoptar decisiones mas inteligentes en cada momento en que se exija una determinacion en el curso de una accion pertinente , en la cual el sistema artificial deba de desarrollar alguna actividad determinada que precise un cierto nivel de inteligencia en la instrumentalizacion de la accion , o en la proyeccion mental de la accion a realizar , por medio de una secuenciacion de decisiones inteligentes a realizar , ssegúnnivel de aprendizajes previos procesados como probabilidades de sesgo interno , para la mejora de la capacidad decisional artificial . Asi pues , el Metodo de Probabilidad Porcentual es quizas el que mas ventajas pueda tener para el futuro del Aprendizaje Artificial como Asimilacion e Integracion , y asi pues , en este capitulo , aplicare el Metodo de Probabilidad Porcentual a la integracion desde el nodo superior de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , asi pues dare paso a continuacion a dicha integracion enunciada :

1.1) Nodos Superiores Integrados

1.1.1)Nodos Superiores Integrados con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Ultimo Punto	Nodo Superior integrado

Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas	0,2922	**0,2922:0,6298=0,4639**
Inteligencia en Arbol previa no selectiva	0,3376	**0,3376:0,6298=0,536**
Total	0,6298	

1.1.2) Nodos Superiores Integrados con el metodo geometrico

1.1.2.1) Nodos Superiores Integrados atendiendo a la Nube de Puntos de las codificaciones de las muestras de comportamientos de Silvia según clima , y aprendizajes conceptuales sobre clima de Yolanda

Sujeto u Opcion	Ultimo Punto	Nodo Superior integrado
Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas	0,284	**0,284:0,6129=0,4633**
Inteligencia en Arbol previa no selectiva	0,3289	**0,3289:0,6129=0,5366**
Total	0,6129	

1.1.2.2) Nodos Superiores Integrados atendiendo a la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas

Sujeto u Opcion	Ultimo Punto	Nodo Superior integrados
Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas	0,2835	**0,2835:0,6124=0,4629**
Inteligencia en Arbol previa no selectiva	0,3289	**0,3289:0,6124=0,537**
Total	0,6124	

1.2) Nodos Intermedios Integrados

1.2.1) Nodos Intermedios Integrados con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio no integrado	Porcentaje del nodo intermedio no integrado Nodo intermedio no integrado	**Nodo Intermedio Integrado =** **Producto del porcentaje del nodo intermdio no integrado por el Nodo Superior**

		multiplicado por 100 y dividido entre el nodo superior no integrado	**Integrado , y resultado dividido entre 100**
Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas			
Comportamiento de higiene y aseo pesonal	0,4796	(0,4796x100):0,2922= 164,13	**(164,13x0,4639):100 =** **0,7614**
Correlacion entre comportamiento Silvia y clima	0,1693	(0,1693x100):0,2922= 57,939	**(57,939x0,4639):100 =** **0,2687**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,3509	(0,3509x100):0,2922= 120,08	**(120,08x0,4639):100 =** **0,557**
Nodo Superior Empirico =(((0,7614+0,2687):2)+((0,2687+0,557):2))):2=0,4639			
Inteligencia en Arbol previa no selectiva			
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2778	(0,2778x100):0,3376=	**(82,286x0,536):100=** **0,441**

		82,286	
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,3509	(0,3509x100):0,3376= 103,93	**(103,93x0,536):100=** **0,557**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,3712	(0,3712x100):0,3376= 109,95	**(109,95x0,536):100=** **0,5893**
		Nodo Superior Empirico(((0,441+0,557):2)+((0,557+0,5893):2)):2=0,536	

1.2.2) Nodos Intermedios Integrados con el metodo geometrico

1.2.2.1) Nodos Intermedios Integrados atendiendo a la Nube de Puntos de las codificaciones de las muestras de comportamientos de Silvia según clima , y aprendizajes conceptuales sobre clima de Yolanda.

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio no integrado	Porcentaje del nodo intermedio no integrado Nodo intermedio no integrado	**Nodo Intermedio Integrado =** **Producto del porcentaje del nodo intermdio no integrado por el Nodo Superior**

		multiplicado por 100 y dividido entre el nodo superior no integrado	**Integrado , y resultado dividido entre 100**
Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas			
Comportamiento de higiene y aseo pesonal	0,3924	(0,3924x100):0,284 = 138,16	**(138,16x0,4633):100 =** **0,64**
Correlacion entre comportamiento Silvia y clima	0,1364	(0,1364x100):0,284 = 48,028	**(48,028x0,4633):100 =** **0,2225**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,4711	(0,4711x100):0,284 = 165,88	**(165,88x0,4633):100 =** **0,7685**
Nodo Superior Empirico =(((0,64+0,2225):2)+((0,2225+0,7685):2)):2=0,4633			
Inteligencia en Arbol previa no selectiva			
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2735	(0,2735 x100):0,3289 = 83,155	**(83,155x0,5366):100 =**

			0,4462
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,316	(0,316x x100):0,3289 = 96,077	**(96,077x0,5366):100 =** **0,5155**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,4104	(0,4104x100):0,3289 = 124,77	**(124,77x0,5366):100 =** **0,6695**
		Nodo Superior Empirico =(((0,4462+0,5155):2)+((0,5155+0,6695):2)):2=0,5366	

1.2.2.2) Nodos Intermedios Integrados atendiendo a la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio no integrado	Porcentaje del nodo intermedio no integrado Nodo intermedio no integrado multiplicado por 100 y dividido entre el nodo superior no integrado	**Nodo Intermedio Integrado =** **Producto del porcentaje del nodo intermdio no integrado por el Nodo Superior Integrado , y resultado dividido entre 100**

Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas			
Comportamiento de higiene y aseo pesonal	0,3933	(0,3933x100):0,2835= 138,73	**(138,73x0,4629):100=** **0,6421**
Correlacion entre comportamiento Silvia y clima	0,1344	(0,1344x100):0,2835= 47,407	**(47,407x0,4629):100=** **0,2194**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,4722	(0,4722x100):0,2835= 166,56	**(166,56x0,4629):100=** **0,771**
Nodo Superior Empirico =(((0,6421+0,2194):2)+((0,2194+0,771):2)):2=0,4629			
Inteligencia en Arbol previa no selectiva			
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2735	(0,2735 x100):0,3289 = 83,155	**(83,155x0,537):100=** **0,4465**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,316	(0,316x x100):0,3289 =	**(96,077x0,537):100=**

		96,077	**0,5159**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,4104	(0,4104x100):0,3289 = 124,77	**(124,77x0,537):100=** **0,67**
Nodo Superior Empirico =(((0,4465+0,5159):2)+((0,5159+0,67):2)):2=0,537			

1.3) Nodos Inferiores Integrados

1.3.1) Nodos Inferiores Integrados con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo inferior no integrado	Porcentaje del nodo inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado**
		Producto del nodo inferior no integrado por 100 , y resultado dividido entre el nodo intermedio no integrado	**Producto del porcentaje del nodo inferior no integrado por el Nodo Intermedio Integrado , y resultado dividido entre 100**

Labarse las manos	0,4565	(0,4565 x100):0,4796= 95,722	**(95,722x0,7614):100 = 0,7288**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,4796= 63,448	**(63,448x0,7614):100 = 0,483**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,4796= 31,713	**(31,713x0,7614):100 = 0,2414**
Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,4796= 18,119	**(18,119x0,7614):100 = 0,1379**
Haya rocio en las plantas	0,0856	(0,0856x100):0,1693= 50,561	**(50,561x0,2687):100 = 0,1358**
El termometro marque 0º	0,0877	(0,0877x100):0,1693= 51,801	**(51,801x0,2687):100 = 0,1391**

Haya nubes por la mañana	0,0817	(0,0817x100):0,1693= 48,257	**(48,257x0,2687):100=** **0,1296**
Haya nubes por la tarde	0,0877	(0,0877x100):0,1693= 51,801	**(51,801x0,2687):100=** **0,1391**
Llueva	0,0817	(0,0817x100):0,1693= 48,257	**(48,257x0,2687):100=** **0,1296**
Silvia se ponga anorak	0,0862	(0,0862x100):0,1693= 50,915	**(50,915x0,2687):100=** **0,1368**
Silvia riegue las plantas	0,0862	(0,0862x100):0,1693= 50,915	**(50,915x0,2687):100=** **0,1368**
Silvia use paraguas	0,0801	(0,0801x100):0,1693= 47,312	**(47,312x0,2687):100=** **0,1271**
Silvia encienda la calefaccion	0,0852	(0,0852x100):0,1693=	**(50,324x0,2687):100=**

		50,324	**0,1352**
Silvia se ponga guantes	0,0852	(0,0852x100):0,1693= 50,324	**(50,324x0,2687):100=** **0,1352**
Silvia recicla	0,14	(0,14x100):0,4565= 30,668	**(30,668x0,557):100=** **0,1708**
Silvia acude a manifestacion contra guerra en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,4565= 4,359	**(4,359 x0,557):100=** **0,0248**
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999x100):0,4565= 65,695	**(65,695x0,557):100=** **0,3659**
Silvia ayuda a una mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,4565= 17,5020	**(17,502 x0,557):100=** **0,0974**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46 x100):0,4565= 100,76	**(100,76 x0,557):100=** **0,5612**

Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,2778= 67,17	**(67,17x0,441):100=** **0,2962**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,2778= 52,771	**(52,771 x0,441):100=** **0,2327**
Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,2778= 67,17	**(67,17x0,441):100=** **0,2962**
Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,2778= 52,771	**(52,771 x0,441):100=** **0,2327**
Pintarse labios y pestañas	0,1666	(0,1666x100):0,2778= 59,971	**(59,971x0,441):100=** **0,2644**
Hacerse un moño	0,1666	(0,1666x100):0,2778= 59,971	**(59,971x0,441):100=** **0,2644**
Saludar al jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,3509= 82,644	**(82,644 x0,557):100=** **0,4603**

Saludar al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,3509= 51,296	**(51,296 x0,557):100= 0,2857**
Saludar al piloto del avion	0,23	(0,23x100):0,3509= 65,545	**(65,545x0,557):100= 0,365**
Saludar a sus compañeras	0,2	(0,2x100):0,3509= 56,996	**(56,996 x0,557):100= 0,3174**
Saludar al conserje	0,1	(0,1x100):0,3509= 28,498	**(28,498 x0,557):100= 0,1587**
Mujeres y niños primero	0,4	(0,4x100):0,3712= 107,758	**(107,75x0,5893):100 = 0,635**
Tratar educadamente a los pasajeros	0,17	(0,17x100):0,3712= 45,797	**(45,797x0,5893):100 = 0,2698**
No usar violencia	0,2	(0,2x100):0,3712= 53,879	**(53,87 x0,5893):100= 0,3175**

Atender necesidades pasajeros	0,23	(0,23x100):0,3712= 61,961	**(61,961x0,5893):100 =** **0,3651**

1.3.2) Nodos Inferiores Integrados con el metodo geometrico

1.3.2.1) Nodos Inferiores Integrados atendiendo a la Nube de Puntos de las codificaciones de las muestras de comportamientos de Silvia según clima , y aprendizajes conceptuales sobre clima de Yolanda.

Sujeto u Opcion	Nodo inferior no integrado	Porcentaje del nodo inferior no integrado Producto del nodo inferior no integrado por 100 , y resultado dividido entre el nodo intermedio no integrado	**Nodo Inferior Integrado** **Producto del porcentaje del nodo inferior no integrado por el Nodo Intermedio Integrado , y resultado dividido entre 100**

Labarse las manos	0,4565	(0,4565x100):0,3924= 116,335	**(116,335x0,64):100=** **0,7445**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,3924= 77,548	**(77,548x0,64):100=** **0,4963**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,3924= 38,761	**(38,761x0,64):100=** **0,248**
Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,3924= 22,145	**(22,145x0,64):100=** **0,1417**
Haya rocio en las plantas	0,0856	(0,0856x100):0,1364= 62,756	**(62,756x0,2225):100=** **0,1396**
El termometro marque 0º	0,0877	(0,0877x100):0,1364= 64,296	**(64,296x0,2225):100=** **0,143**
Haya nubes por la mañana	0,0817	(0,0817x100):0,1364= 59,897	**(59,897x0,2225):100=** **0,1332**

Haya nubes por la tarde	0,0877	(0,0877x100):0,1364= 64,296	**(64,296x0,2225):100=** **0,143**
Llueva	0,0817	(0,0817x100):0,1364= 59,897	**(59,897x0,2225):100=** **0,1332**
Silvia se ponga anorak	0,0862	(0,0862x100):0,1364= 63,196	**(63,196x0,2225):100=** **0,1406**
Silvia riegue las plantas	0,0862	(0,0862x100):0,1364= 63,196	**(63,196x0,2225):100=** **0,1406**
Silvia use paraguas	0,0801	(0,0801x100):0,1364= 58,724	**(58,724x0,2225):100=** **0,1306**
Silvia encienda la calefaccion	0,0852	(0,0852x100):0,1364= 62,463	**(62,463x0,2225):100=** **0,1389**
Silvia se ponga guantes	0,0852	(0,0852x100):0,1364=	**(62,463x0,2225):100=**

		62,463	**0,1389**
Silvia recicla	0,14	(0,14x100):0,4711= 29,717	**(29,717x0,7685):100 =** **0,2283**
Silvia acude a manifestacion contra guerra en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,4711= 4,2241	**(4,2241x0,7685):100 =** **0,0324**
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999x100):0,4711= 63,659	**(63,659x0,7685):100 =** **0,4892**
Silvia ayuda a una mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,4711= 16,96	**(16,96 x0,7685):100=** **0,1303**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46x100):0,4711= 97,643	**(97,64 x0,7685):100=** **0,7503**
Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,2735= 68,226	**(68,226x0,4462):100 =** **0,3044**

Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,273 5= 53,601	**(53,601x0,4462):100 = 0,2391**
Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,273 5= 68,226	**(68,226x0,4462):100 = 0,3044**
Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,273 5= 53,601	**(53,601x0,4462):100 = 0,2391**
Pintarse labios y pestañas	0,1666	(0,1666x100):0,273 5= 60,914	**(60,914x0,4462):100 = 0,2717**
Hacerse un moño	0,1666	(0,1666x100):0,273 5= 60,914	**(60,914x0,4462):100 = 0,2717**
Saludar al jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,316= 91,772	**(91,772x0,5155):100 = 0,473**
Saludar al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,316= 56,962	**(56,962x0,5155):100 =**

			0,2936
Saludar al piloto del avion	0,23	(0,23x100):0,316= 72,784	**(72,784x0,5155):100 = 0,3752**
Saludar a sus compañeras	0,2	(0,2x100):0,316= 63,291	**(63,291x0,5155):100 = 0,3262**
Saludar al conserje	0,1	(0,1x100):0,316= 31,645	**(31,645x0,5155):100 = 0,1631**
Mujeres y niños primero	0,4	(0,4x100):0,4104= 97,465	**(97,465x0,6695):100 = 0,6525**
Tratar educadamente a los pasajeros	0,17	(0,17x100):0,4104= 41,423	**(41,423x0,6695):100 = 0,2773**
No usar violencia	0,2	(0,2x100):0,4104= 48,732	**(48,732x0,6695):100 =**

			0,3262
Atender necesidades pasajeros	0,23	(0,23x100):0,4104= 56,042	**(56,042x0,6695):100 =** **0,837**

1.3.2.2)Nodos Inferiores Integrados atendiendo a la Nube de Puntos de las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas.

Sujeto u Opcion	Nodo inferior no integrado	Porcentaje del nodo inferior no integrado Producto del nodo inferior no integrado por 100 , y resultado dividido entre el nodo intermedio no integrado	**Nodo Inferior Integrado** **Producto del porcentaje del nodo inferior no integrado por el Nodo Intermedio Integrado , y resultado dividido entre 100**
Labarse las manos	0,4565	(0,4565x100):0,3933= 116,06	**(116,0 x0,6421):100=** **0,7452**

Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,3933= 77,37	**(77,37x0,6421):100=** **0,4967**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,3933= 38,672	**(38,672x0,6421):100=** **0,2483**
Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,3933= 22,09	**(22,09x0,6421):100=** **0,1418**
Haya rocio en las plantas	0,0856	(0,0856x100):0,1344= 63,69	**(63,69x0,2194):100=** **0,1397**
El termometro marque 0º	0,0877	(0,0877x100):0,1344= 65,25	**(65,25x0,2194):100=** **0,1431**
Haya nubes por la mañana	0,0817	(0,0817x100):0,1344= 60,788	**(60,788x0,2194):100=** **0,1333**
Haya nubes por la tarde	0,0877	(0,0877x100):0,1344= 65,25	**(65,25x0,2194):100=** **0,1431**

Llueva	0,0817	(0,0817x100):0,1344= 60,788	**(60,788x0,2194):100=** **0,1333**
Silvia se ponga anorak	0,0862	(0,0862x100):0,1344= 64,136	**(64,136x0,2194):100=** **0,1407**
Silvia riegue las plantas	0,0862	(0,0862x100):0,1344= 64,136	**(64,136x0,2194):100=** **0,1407**
Silvia use paraguas	0,0801	(0,0801x100):0,1344= 59,59	**(59,59x0,2194):100=** **0,1307**
Silvia encienda la calefaccion	0,0852	(0,0852x100):0,1344= 63,39	**(63,39x0,2194):100=** **0,139**
Silvia se ponga guantes	0,0852	(0,0852x100):0,1344= 63,39	**(63,39x0,2194):100=** **0,139**
Silvia recicla	0,14	(0,14x100):0,4722= 29,64	**(29,64 x0,771):100=** **0,2285**

Silvia acude a manifestacion contra guerra en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,4722= 4,214	**(4,214x0,771):100=** **0,0324**
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999x100):0,4722= 63,51	**(63,51x0,771):100=** **0,4896**
Silvia ayuda a una mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,4722= 16,92	**(16,92x0,771):100=** **0,1304**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46x100):0,4722= 97,41	**(97,41x0,771):100=** **0,751**
Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,2735= 68,226	**(68.226x0,4465):100=** **0,3046**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,2735= 53,601	**(68,226x0,4465):100=** **0,3046**
Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,2735=	**(68.226x0,4465):100=**

		68,226	**0,3046**
Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,2735= 53,601	**(68,226x0,4465):100 = 0,3046**
Pintarse labios y pestañas	0,1666	(0,1666x100):0,2735= 60,914	**(60,914x0,4465):100 = 0,2719**
Hacerse un moño	0,1666	(0,1666x100):0,2735= 60,914	**(60,914x0,4465):100 = 0,2719**
Saludar al jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,316= 91,772	**(91,77x0,5159):100= 0,4734**
Saludar al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,316= 56,962	**(56,96x0,5159):100= 0,2938**
Saludar al piloto del avion	0,23	(0,23x100):0,316= 72,784	**(72,78x0,5159):100= 0,3754**
Saludar a sus compañeras	0,2	(0,2x100):0,316= 63,291	**(63,29x0,5159):100=**

			0,3265
Saludar al conserje	0,1	(0,1x100):0,316= 31,645	**(31,645x0,5159):100 =** **0,1632**
Mujeres y niños primero	0,4	(0,4x100):0,4104= 97,465	**(97,46x0,67):100=** **0,6529**
Tratar educadamente a los pasajeros	0,17	(0,17x100):0,4104= 41,423	**(41,423x0,67):100=** **0,2775**
No usar violencia	0,2	(0,2x100):0,4104= 48,732	**(48,732x0,67):100=** **0,3265**
Atender necesidades pasajeros	0,23	(0,23x100):0,4104= 56,042	**(56,042x0,67):100=** **0,3754**

A partir de esta integracion realizada , se podrian asi haberse integrado unos niveles de probabilidad , en funcion de la relacion de integracion realizada , al poner de forma integradora en relacion , la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , con la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , de manera que asi los indices de probabilidades que aparecen intgrados en los Nodos Integrados , podrian ser utilizados

en forma de probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , tal como ya explique en Probabilidad y Decision , a partir del 12 de agosto del 2002 el modo de utilizar dichas probabilidades de sesgo interno para asi hacer que la decision de un sistema artificial pueda tener determinada su frecuencia de decisiones ,según la jerarquia de las probabilidades de sesgo interno . Si la inteligencia humana se puede expresar sgun las decisiones que cada individuo toma en su vida , en donde normalmente a menudo se suele afirmar que una persona es mas inteligente , o menos , según la inteligencia que esta persona demuestre en sus decisiones , y a menudo si una persona suele demostrar un gran nivel de inteligencia en sus decisiones , igualmente tambien a mas inteligencia una persona es capaz de desarrollar mas aprendizajes , igualmente en un sistema artificial se puede asi lograr que : un sistema artificial demuestra su capacidad intelectual , es decir , su nivel de Inteligencia Artificial , en la inteligencia que el sistema artificial demuestre en las decisiones que pueda adoptar , e igualmente , un sistema artificial a mas inteligencia tambien tendra mas habilidad para aprendizajes multiples , en los cuales el sistema artificial , por medio de la Asimilacion y la Integracion , el sistema artificial , en una primera etapa pueda asimilar informaciones del medio ambiente , esta informacion del medio ambiente sea capaz de procesarla en terminos de probabilidades , en donde estas probabilidades asociadas a las informaciones del medio ambiente que ha asimilado despues , sean probabilidades de dichas informaciones que se puedan integrar en forma de probabilidades de sesgo interno , de manera que todo aprendizaje se convierta en una probabilidad de sesgo interno que permita al sistema artificial mejorar su capacidad de toma de decisiones , de forma que , a mas aprendizajes entonces mas capacidad de desarrollar una toma de decisiones mas inteligente , de modo que a mas capacidad de tomar decisiones mas inteligentes cuantos mas aprendizajes se puedan realizar , entonces , esto ademas pueda suponer un bagaje experiencial del sistema artificial , en el cual , el sistema artificial pueda adquirir una serie de experiencias de aprendizaje , y el sistema artificial pueda adquirir una serie de experiencias de toma de decisiones que permitan tambien crear un aprendizaje según la experiencia que haya tenido , a lo largo de su exitencia en funcionamiento activo , de forma que se pueden crear incluso , sistemas de aprendizaje en donde a partir del ensayo , se pueda aprender a evitar el error y aumentar las decisiones de éxito , y en la medida que estos sistemas artificiales con experiencias indivduales pudieran tener tambien formas de comunicación mutua , en comunidades de sistemas artificiales , en donde cada sistema artificial incluso pudiera transmitir sus propias experiencias a los demas sistemas artificiales , entonces , los sistemas artificiales que se pudieran comunicar entre si expresandose sus propias experiencias podrian asi crear una cultura artificial de transmision de sus experiencias , al igual que la cultura humana es producto de la transmision de padres a hijos de las leyendas e historias de nuestros antepasados , en las cuales quedan inscritas tambien las experiencias de nuestros ancestros mas antiguos , los mitos , cuentos etc . De manera que llegaria un momento en que sistemas artificiales de esta

naturaleza podrian crear incluso sistemas sociales sofisticados con cultura propia , e incluso , estos sistemas artificiales , en mi opinion , dotados con formas de Afectividad Artificial , podrian incluso generar relaciones afectivas , es decir , robots afectivos que pudieran amar , robots afectivos que pudieran tener sentimientos , y por supuesto , robots afectivos que quisieran como pinocho querer convertirse en seres humanos en todos los sentidos , como la novela de Isaac Asimov sobre Andrew Martin , o como en la ultima pelicula de Sntaley Kubrik , de hecho si se utilizan muchas de las pautas que deje explicadas en Afectividad Artificial dentro de mi ensayo sobre Probabilidad y Decision , en realidad la Afectividad Artificial si es realmente posible . Ahora bien , en las integraciones que he hecho en este capitulo , y en los dos anteriores , he hecho las integraciones de los nuevos conocimientos asimilados en relacion a los previos , partiendo de los nodos superiores de las respectivas Inteligencias en Arbol . En el proximo capitulo vigesimo tercero realizare la integracion desde los nodos intermedios de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las codificaciones por separado de los aprendizajes conceptuales sobre clima realizados por Yolanda , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . En el capitulo vigesimo cuarto realizare la integracion desde los nodos intermedios de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . Y asimismo en el capitulo vigesimo quinto analizare la integracion desde los nodos intermedios desde la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto y Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . En las integraciones desde los nodos intermedios utilizare tambien el Metodo de Probabilidad Porcentual , en donde , los Nodos Intermedios Integrados los calculare como una probabilidad empirica , en donde cada nodo intermedio no integrado se dividira entre el sumatorio de todos los nodos intermedios no integrados , de ambas Inteligencias en Arbol , dando asi como resultado el Nodo Intermedio Integrado , a partir del cual con el Metodo de Probabilidad Porcentual calculare los Nodos Inferiores Integrados , y para calcular los Nodos Superiores Integrados utilizare sencillamente la cadena de divisiones para la obtenicion del Ultimo Punto a partir de los Nodos Intermedios Integrados , indicando tambien otras posibilidades . Espero que , a pesar de que estoy sufriendo una situacion personal muy dramatica , la compasion que mi situacion pueda despertar no por eso impida a mis lectores comprender lo fundamental que para la historia de las matematicas se pueden convertir mis descubrimientos matematicos , esto quiero remacarlo , ya que , me gustaria que algun dia en el futuro , a mi no me recordaran unicamente por haber sido torturado , me gustaria que me recordaran como quien , a pesar de los obstaculos fue capaz de superar todos los handicaps , y poder elaborar una teoria matematica que revoluciono toda la ciencia . En lineas generales , los descubrimientos matematicos que estoy haciendo tienen dos puntos

realmente esenciales . En primer lugar estoy haciendo una revolucion en la formulacion matematica , a partir de los estudios del Segundo Metodo , a partir de la Puntuacion Logaritmica , a partir de las Correlaciones de Sesgo Minimo y Correlaciones de Similitud , y en general el conjunto global que supone toda la Probabilidad Imposible , desde mis primeros ensayos acerca de la calidad en procesos de produccion en terminos de Impacto del Defecto . En primer lugar quiero destacar que mi teoria matematica supone una revolucion en la formulacion matematica , que es una teoria totalmente madura y capaz de competir con cualquier otro marco teorico matematico , en unas condiciones de ventaja muy importantes . Y en segundo lugar , mis descubrimientos matematicos permiten crear un marco de investigacion matematica en el cual se auna tanto la matematica con un interes cientifico heuristico de investigacion descriptiva , como tambien la matematica aplicada hacia intereses de tipo tecnico o tecnologico , que pueden ser realmente dos formas de comprender las utilidades de la matematica que no siempre se han encontrado tan unidas como , yo intento mostrar en mis descubrimientos matematicos , y dentro de mi intencion de aunar la matematica descriptiva con la matematica aplicada , es realmente sorprendente , como en mis descubrimientos matematicos , a partir esencialmente de Probabilidad y Decision , muchas de las ideas que se creian realmente imposibles dentro de los sistemas artificiales , tal como los que se exponen en las novelas de Isaac Asimov , o en la ultima pelicula de Stanley Kubrik , de construir sistemas artificiales tan independientes que no necesitan de ninguna influencia humana para poder trabajar , son ideas , que muchos cientificos siempre han creido fantastica o utopicas , pero sin embargo yo estoy demostrando , con mis descubrimientos , que lograr tal nivel de autonomia e independencia en un sistema artificial es realmente matematicamente posible . De hecho este tipo de evolucion que mis descubrimientos matematicos estan haciendo , es una evolucion que en cierta forma ya demostraba cuando , en mi “ Critica a la estadistica contemporanea” precisamente enmarcaba sobre una critica a la actual estadistica basada en el falsacionismo de Karl Popper , una teoria matematica totalmente nueva , en aquellos dias creo que muchos aun me creian un excentrico , que denomine como Probabilidad Imposible , y cuya primera aportacion , en la misma madrugada del martes 11 de septiembre del 2001 , antes de que no hubiera ocurrido nada extraño , inaugure con Impacto del Defecto , siendo precisamente el Impacto del Defecto la teoria que despues segui elaborando en el mes de septiembre del 2002 (cuando tuve tiempo , ya que al acabar por mi mi carrera universitaria he tenido mas tiempo para mis investigaciones matematicas , admas de que en otoño del 2002 algunos medios de comunicación relajaron la tension que habian matenido contra mi , y ya no tenia mas intencion de continuar con el diario mas cinico de la galaxia) con la Escala del Impacto del Defecto , el Impacto del Defecto Real , el Impacto del Defecto Ideal , y el Termino de Error , y el Termino de Error Cero . En hecho de que dentro de la propia “Critica a la estadistica contemporanea” yo demostrara un especial interes por la calidad en sistemas de produccion industrial , es algo que en esencia , se encuentra

estrechamente relacionado con la Inteligencia Artificial , y la Afectividad Artificial que estuve elaborando a partir de las probabildiades de sesgo interno . Desde el principio siempre he orientado , o siempre he creido que era mas util orientar mis investigaciones matematicas hacia una matematica aplicada ¿por qué? Sencillamente porque he creido que es mas facil obtener mas éxito cientifico intentando ofrecer una matematica con fines practicos aplicativos inmediatos y directos , ya que , si mi experiencia me ha demostrado algo , es que las teorias especulativas realmente no despiertan gran atencion , y a mas carácter aplicado de un descubrimiento normalmente el descubrimiento tendera a centrar mas la atencion , y dentro del drama personal que yo vivo , necesito el apoyo y necesito toda la atencion de la comunidad cientifica internacional para mantener seguros mis descubrimientos , y necesito toda la atencion internacional para impedir que algun dia termine muriendo , siendo precisamente por lo que , a pesar de que pasan los años , siempre recuerdo a quien me ayuda , como a XXX , y a todas aquellas personas que comprenden la situacion en la que me encuentro , personas que ademas de jugarse su carrera profesional por mi , necesitan que yo les demuestre que no se equicaron al apoyarme .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad

(Capitulo 23)

XXX usa psicologia sovietica para torturarme intentando condicionar mi respuesta fisiologica de sueño o eyaculacion organismica sexual a estimulos acusticos ccondiciconantes , intentando asesinarme con aumento del volumen de ruidos , y cambiando el ruido de tono e intensidad . Si la comunidad internacional me quiere ayudar , XXX , la mejor forma de ayudarme a mi mismo XXX , es que la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que pueda yo tener al escribir , y la comunidad internacional proteja la seguridad de mi familia , y proteja la seguridad de mis descubrimientos matematiccos .

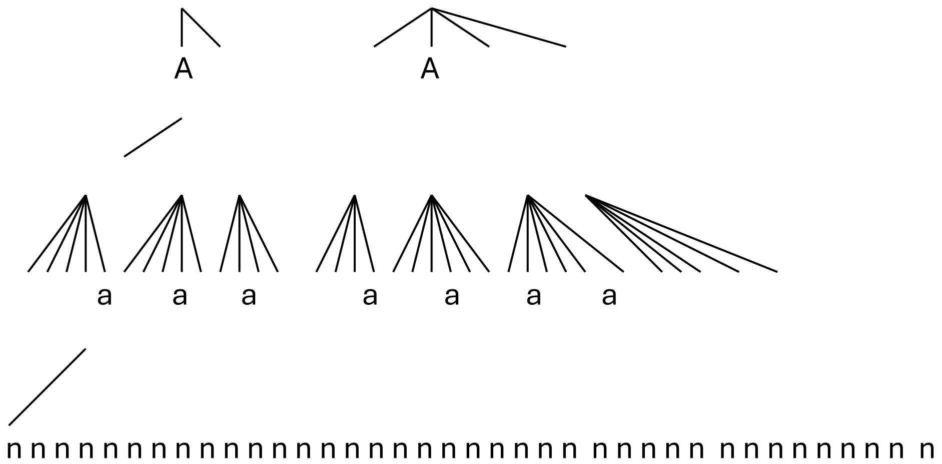
1º) Integracion desde el nodo intermedio

Hasta el momento presente , en Integracion y Probabilidad , he explicado como se puede realizar la intetgracion matematica , de las asimilaciones no seelectivas que se hayan realizado en relacion a la estructura prvia no selectiva , partiendo de la integracion posible desde el nodo superior , para lo cual se pueden utilizar tanto el Metodo Porcentual de Integracion como tambien el Metodo de Probabilidad Porcentual , siendo en realidad el Metodo de Probabilidad Porcentual el mas valido y el que ofrece mas ventajas aplicativas , siendo en esencia una modificacion del anterior metodo citado , que se expuso precisamente en el capitulo vigesimo de este mismo ensayo . Estas dos tecnicas metodologicas , hasta el momento presente unicamente se han puesto en practica a partir de la integracion realizada desde el nodo superior de las

Inteligencias en Arbol que se calcularon , en Asimilacion y Probabilidad en forma de Inteligencias en Arbol de asimilaciones no selectivas , ya bien teniendo presente unicamente las codificaciones por separado de la muestra de aprendizajes conceptuales de Yolanda sobre el clima o ya bien las codificaciones de los comportamientos de Silvia según el clima , o ya bien la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , o ya bien la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , poniendo estas multiples formas de representar la Inteligencia en Arbol de los comportamientos y conceptos asimilados por Yolanda en relacion de integracion con la Inteligencia en Arbol previa no selectiva calculada al principio de empezar a elaborar esta segunda parte de Integracion y Probabilidad . En las integraciones citadas lo que se hizo realmente fue la aplicación en el primer caso del Metodo Porcentual de Integracion desde el nodo superior , y en los restados dos casos la utilizacion del Metodo de Probabilidad Porcentual desde el nodo superior . Ahora bien , esta integracion tambien se podria realizar partiendo desde el nodo intermedio , en donde seria conveniente asi tener en cuenta que , al igual que en el caso de las integraciones desde el nodo superior , tambien en las integraciones desde el nodo intermedio , el objetivo presente que se plantea , es que las probabilidades obtenidas en la integracion matematica de las estructuras de Inteligencia en Arbol , de puesta en relacion de intetgracion la estructura de asimilaciones no selectivas con la previa no selectiva , dando como resultado la aparicion de unas nuevas probabilidades tras la integracion , asociadas a cada variable que se encontraba presente en cada estructura de las que se hidiera dicha integracion matematica , dichas probabilidades resultantes de la integracion de las cvariables prvias con las asimiladas , se puedan utilizar como probabilidades de seggo interno para implementar una mejora en la capacidad , tanto a nivel cuantitativo como cualitativo , de la toma de decisiones para asi mejorar el nivel de inteligencia inicial . De manera que si el procesamiento de la informacion en forma de Aprendizaje Artificial permite que , tras una primera etapa de asimilacion y una segunda etapa de integracion , la informacion aprendida pueda asi quedar constituida dentro de la Inteligencia Artificial y la Afectividad Artificial creada , como informaciones asociadas a niveles de probabilidad de sesgo interno , de esta forma , todo aprendizaje de informaciones vinculados a una probabilidad de sesgo interno , finalmente es un aprendizaje que repercute directamente en una mejora en la capacidad de toma de decisiones . Dentro de las nociones que normalmente solemos tener sobre el concepto de inteligencia , se suele pensar que , una persona inteligente es aquella persona que tiende a demostrar inteligencia en sus decisiones adoptadas , y tambien se suele considerar la conveniencia de considerar como mas inteligente a aquella persona que demuestra tener una gran habilidad para desarrollar nuevos aprendizajes . Si partimos de que , el ser humano es capaz de demostrar su inteligencia según la

inteligencia que el ser humano demuestra en sus decisiones , y según el ser humano demuestre ser inteligente teniendo una mayor habilidad de aprendizaje , entonces esto puede significar que realmente , la inteligencia como toma de decisiones correcta , y la inteligencia como capacidad de aprendizaje , son formas habituales de comprender el concepto de inteligencia que pueden guardar una estrecha vinculacion , de forma que en la creacion de Inteligencia Artificial y en la creacion de Afectividad Artificial , por medio del Aprendizaje Artificial planteado en Asimilacion e Integracion , se puede crear asi un mecanismo en virtud del cual todo aprendizaje que pudiera realizar un sistema artificial pueda redundar enm una mejora en la capacidad de toma de decisiones en dicho sistema artificial , de manera que , en un sistema artificial a mayor capacidad de aprendizaje entonces dicho sistema artificial tendra mayor capacidad , cuantitativa y cualitativa , de adoptar decisiones correctas . De manera que todo aumento de la Inteligencia Artificial y la Afectividad Artificial , por medio de Asimilacion e Integracion en un procesamiento de la informacion significativa , en forma de Aprendizaje Artificial repercuta asi en un aumento en la capacidad de toma de decisiones que dicho sistema artificial pudiera tomar , y este procesamiento de la informacion significativa aprendido por elsistema artificial por un mecanismo de Asimilacion e Integracion , es un proceso que en la etapa de integracion , en el proceso de integrar las estructuras asimiladas no selectivas en relacion a las estructuras previas no selectivas , la integracion de las asimilaciones con las estructuras previas , no selectivas , se puede hacer desde el nodo superior , desde el nodo intermedio y desde el nodo inferior . Habiendo quedado explicado en los capitulos precedentes como seria el proceso de integracion en la modalidad no selectiva , de las asimilaciones en relacion a la estructura previa , desde el nodo superior , entonces ahora , emprender la explicacion de cual es el proceso de integracion desde el nodo intermedio , en la modalidad no selectiva , de las asimilaciones en relacion a la estructura previa , para lo cual , ademas de este capitulo vigesimo tercero , para explicar la integracion desde el nodo intermedio en lastres formas de Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas explicadas en Asimilacion y Probabilidad , ahora en Integracion y Probabilidad dedicare tanto el presente capitulo vigesimo tercero , como el capitulo vigesimo cuarto , como el capitulo vigesimo quinto , a explicar como estas tres estructuras de asimilaciones no selectivas se deberian de integrar desde el nodo intermedio con la estructura previa no selectiva , explicada ya en este ensayo .

1.1) Como se efecturara la integracion desde nodo intermedio



- 1.1.1) **<u>Nodo Intermedio Integrado</u>** , en integracion desde nodo intermedio : sumatorio de todos los nodos a integrar de las estructuras de asimilacion y previa , y cada nodo individual dividido entre el sumatorio de todos los nodos , es decir .

<u>Nodo Intermedio Integrado = a% = a : Σa</u>

- 1.1.2) **<u>Nodo Superior Integrado</u>** , hay varios tipos :
  - 1.1.2.1) Según nivel de generalidad
    - **<u>1.1.2.1.1) Nodo Superior Integrado Unico = A*</u>** , se calcula el Ultimo Punto a partir de todos los Nodos Intermedios Integrados
    - **<u>1.1.2.1.2) Nodos Superiors Integrados Relativos = A”</u>** , se calcula indepiendentemente por separado el Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Integrados de la muestra de las asimilaciones , e independientemente por separado el Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Integrados de la muestra previa no selectiva

- 1.1.2.2) A cada nivel de generalidad aplicación del Metodo de Probabilidad Porcentual

  - 1.1.2.2.1) **Probabilidad Porcentual Nodo Superior Promedio Integrado** :Promedio de los Ultimos Puntos no integrados de las muestras , obteniendo un Metaultimo Punto no integrado , el resultado multiplicarlo por 100 , y dividirlo , en un caso entre el Ultimo Punto no integrado de una muestra , y en otro caso entre el Utimo Punto no integrado de la otra muestra , y los resultados obtenidos multiplicarlos por el Nodo Superior Ingegrado Unido , y el resultado dividirlo entre 100 . Según se haya dividido el promedio del sumatorio por 100 entre un nodo superior no integrado u otro , se obtendra asi pues una Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado para cada muestra , tanto la muestra de las asimilaciones como para la muestra previa .

Probabilidad Porcentual Nodo Superior Promedio Integrado = A*%

$$A^{*}\% = \left(\left(\left(\Sigma A : 2 \right) \times 100 \right) : A \right) \times A^{*} \right) : 100$$

  - 1.1.2.2.2)**Probabilidad Porcentual Nodo Superior Relativo Integrado = A"% ,** nodo superior no integrado multiplicado por 100 , y resultado dividido entre promedio de sumatorio de los Nodos Superiores Integrados Relativos , y despues resultado multiplicado por el Nodo Superior Integrado Relativo en cada muestra con el de cada muestra , y resultado dividido entre 100.

$$A''\% = \left(\left(\left(A \times 100 \right) : \left(\Sigma A'' : 2 \right) \right) \times A'' \right) : 100$$

- 1.3)**Nodo Inferior Integrado ,** aplicación del Metodo de Probabilidad Porcentual , del mismo modo que se aplico para obtener el Nodo Inferior Integrado en las integraciones desde nodo superior, la unica diferencia es que en este caso el Nodo Intermedio Integrado unicamente es una probabilidad empirica , de forma que : nodo inferior multiplicado por 100 y resultado dividido entre el nodo inferior no integrado , y despues multplicar el resultado por el Nodo Intermedio Integrado para finalmente dividirse entre 100 .

Nodo Inferior Integracion = n ´ % = ((n x 100) : a) x a%) : 100

1.2)Nodos Intermedios Integrados , teniendo en cuenta la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas considernado las muestras de codificaciones de aprendizajes conceptuales sobre el clima efectuados por Yolanda independientemente de las codificaciones de comportamientos de Silvia según clima , e integrandola dicha Inteligencia en Arbol en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva

1.2.1) Nodos Intermedios Integrados con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio	Nodo Intermedio Integrado
Comportamiento de aseo personal	0,3298	**0,3298 : 2 =0,1649**
Aprendizajes conceptuales de Yolanda	0,2071	**0,2071:2=0,1035**
Comportamientos de Silvia según clima	0,2215	**0,2215:2=0,1107**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,2414	**0,2414:2=0,1207**
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2778	**0,2778:2=0,1389**

Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,3509	**0,3509:2=0,1754**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,3712	**0,3712:2=0,1856**
Total	1+1= 2 (en terminos ideales se supone que , de no existir error por truncamiento decimal , de multiplicarse por 100%los resultados de esta columna y hacer el sumatorio , la suma total seria igual a 200%)	

1.2.2) Nodos Intermedios Integrados con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio	Nodo Intermedio Integrado
Comportamiento de aseo personal	0,2891	**0,2891:2=0,1445**
Aprendizajes conceptuales de Yolanda	0,1778	**0,1778:2=0,0809**
Comportamientos de Silvia según clima	0,1858	**0,1858:2=0,0929**
Comportamiento etico-moral de Silvia	0,3471	**0,3471:2=0,1735**
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2735	**0,2735:2=0,1367**

Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,316	**0,316:2=0,158**
Conceptos morales del trabajo de Yolanda	0,4104	**0,4104:2=0,2052**
Total	1+1=2	

1.3)Nodos Superiores Integrados

1.3.1) Calculo de los Ultimos Puntos Integrados

1.3.1.1) Ultimo Punto Integrado Unico : Nodo Superior Integrado Unico

1.3.1.1.1) Con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Integrado	1ªtanda	2ªtanda	3ªtanda	4ªtanda	5ªtanda	Nodo Superior Integrado Unico
Aseo e higiene	**0,3298 : 2 =0,1649**	(0,1649+ 0,1035): 2= 0,1342	(0,1342+ 0,1071): 2= 0,1206	(0,1206+ 0,1114):2 = 0,116	(0,116+ 0,117):2 = 0,1165	(0,1165+ 0,125):2 = 0,1207	**(0,1207+ 0,1347):2 =0,1277**
Conceptos clima	**0,2071:2 =0,1035**	(0,1035+ 0,1107): 2= 0,1071	(0,1071+ 0,1157): 2= 0,1114	(0,1114+ 0,1227):2 = 0,117	(0,117+ 0,133):2 = 0,125	(0,125+ 0,1445): 2= 0,1347	

Comportamiento Silvia según clima	**0,2215:2 =0,1107**	(0,1107+ 0,1207): 2= 0,1157	(0,1157+ 0,1298): 2= 0,1227	(0,1227+ 0,1434):2 = 0,133	(0,133+ 0,1561): 2= 0,1445		
Comportamiento Silvia etico moral	**0,2414:2 =0,1207**	(0,1207+ 0,1389): 2= 0,1298	(0,1298+ 0,1571): 2= 0,1434	(0,1434+ 0,1688):2 = 0,1561			
Yolanda se viste y se pone guapa	**0,2778:2 =0,1389**	(0,1389+ 0,1754): 2= 0,1571	(0,1571+ 0,1805): 2= 0,1688				
Yolanda saluda al acudir a trabajar	**0,3509:2 =0,1754**	(0,1754+ 0,1856): 2= 0,1805					
Conceptos morales trabajo Yolanda	**0,3712:2 =0,1856**						

1.3.1.1.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Integrado	1ªtanda	2ªtanda	3ªtanda	4ªtanda	5ªtanda	Nodo Supèrior Integrado Unico
Aseo e higiene	**0,2891:2 =0,1445**	(0,1445+ 0,0809): 2= 0,1127	(0,1127+ 0,0869): 2= 0,0998	(0,0998+ 0,11):2= 0,1049	(0,1049+ 0,127):2 = 0,1159	(0,1159+ 0,1373): 2= 0,1266	**(0,1266+ 0,145):2= 0,1358**
Conceptos clima	**0,1778:2 =0,0809**	(0,0809+ 0,0929:2 = 0,0869	(0,0869+ 0,1332): 2= 0,11	(0,11+ 0,1441): 2= 0,127	(0,127+ 0,1476): 2= 0,1373	(0,1373+ 0,1527): 2= 0,145	
Comportamiento Silvia según clima	**0,1858:2 =0,0929**	(0,0929+ 0,1735): 2= 0,1332	(0,1332+ 0,1551): 2= 0,1441	(0,1441+ 0,1512): 2= 0,1476	(0,1476+ 0,1578): 2= 0,1527		
Comportamiento Silvia etico moral	**0,3471:2 =0,1735**	(0,1735+ 0,1367): 2= 0,1551	(0,1551+ 0,1473): 2= 0,1512	(0,1512+ 0,1644): 2= 0,1578			
Yolanda se viste y se pone guapa	**0,2735:2 =0,1367**	(0,1367+ 0,158):2 = 0,1473	(0,1473+ 0,1816): 2= 0,1644				

Yolanda saluda al acudir a trabajar	**0,316:2= 0,158**	(0,158+ 0,2052): 2= 0,1816					
Conceptos morales trabajo Yolanda	**0,4104:2 =0,2052**						

1.3.1.2) Ultimos Puntos Ingegrados Relativos: Nodo Superior Integrado Relativo

1.3.1.2.1) con el metodo aritmetico

Nodos Intermedios Relativos de las asimilaciones	Nodos Intermedios	1ªtanda	2ªtanda	Nodo Superior Integrado Relativo
Aseo e higiene	**0,3298 : 2 =0,1649**	(0,1649+0,1035):2=0,1342	(0,1342+0,1071):2=0,1206	**(0,1206+ 0,1114):2= 0,116**
Conceptos clima	**0,2071:2=0,1035**	(0,1035+0,1107):2= 0,1071	(0,1071+ 0,1157):2= 0,1114	
Comportamiento Silvia según clima	**0,2215:2=0,1107**	(0,1107+ 0,1207):2=		

		0,1157		
Comportamientos etico morales	**0,2414:2=0,1207**			
Nodos Intermedios Relativos previos	1ª tanda	2ª tanda	Nodo Superior Integrado Relativo	
Yolanda se viste y se pone guapa	**0,2778:2=0,1389**	(0,1389+ 0,1754):2= 0,1571	**(0,1571+ 0,1805):2= 0,1688**	
Yolanda saluda al acudir a trabajar	**0,3509:2=0,1754**	(0,1754+0,1856):2=0,1805		
Conceptos morales trabajo Yolanda	**0,3712:2=0,1856**			

1.3.1.2.2) con el metodo geometrico

Nodos Intermedios Relativos de las asimilaciones	Nodos Intermedios	1ªtanda	2ªtanda	Nodo Superior Integrado Relativo

Aseo e higiene	**0,2891:2=0,1445**	(0,1445+ 0,0809):2= 0,1127	(0,1127+ 0,0869):2= 0,0998	**(0,0998+ 0,11):2= 0,1049**
Conceptos clima	**0,1778:2=0,0809**	(0,0809+ 0,0929:2= 0,0869	(0,0869+ 0,1332):2= 0,11	
Comportamiento Silvia según clima	**0,1858:2=0,0929**	(0,0929+ 0,1735):2= 0,1332		
Comportamientos etico morales	**0,3471:2=0,1735**			
Nodos Intermedios Relativos previos	1ª tanda	2ª tanda	Nodo Superior Integrado Relativo	
Yolanda se viste y se pone guapa	**0,2735:2=0,1367**	(0,1367+ 0,158):2= 0,1473	**(0,1473+ 0,1816):2= 0,1644**	
Yolanda saluda al acudir a trabajar	**0,316:2= 0,158**	(0,158+ 0,2052):2= 0,1816		
Conceptos morales trabajo Yolanda	**0,4104:2=0,2052**			

1.3.2)Probabilidad Porcentual de los Ultimos Puntos

1.3.2.1)Probabilidad Porcentual Nodo Superior Promedio Integrado

1.3.2.1.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Superior no integrado	Promedio del sumatorio de los nodos no integrado multiplicado por 100 y dividido entre el no integrado de cada muestra	**Probabilidad Porcentual Nodo Superior Promedio Integrado** **Nodo Superior Unico integrado =0,1277**
Muestra de las asimilaciones no selectivas	0,232	(0,2848x100):0,232 = 122,75	**(122,75x0,1277):100 =** **0,1567**
Muestra previa no selectiva	0,3376	(0,2848x100):0,3376= 84,36	**(84,36x0,1277):100=** **0,1077**
Sumatorio	0,5696		
Sumatorio promedio	0,5696:2=0,2848		

1.3.2.1.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo Superior no Integrado	Promedio del sumatorio de los nodos no integrado multiplicado por 100 y dividido entre el no integrado de cada muestra	**Probabilidad Porcentual Nodo Superior Promedio Integrado** **Nodo Superior Integrado Unico = 0,1358**
Muestra de las asimilaciones no selectivas	0,2158	(0,2723x100):0,2158= 126,18	**(126,18x0,1358):1000** **0,1713**
Muestra previa no selectiva	0,3289	(0,2723x100):0,3289= 82,791	**(82,791x0,1358):100 =** **0,1124**
Sumatorio	0,5447		
Sumatorio promedio	0,5447:2=0,2723		

1.3.2.2) Probabilidad Porcentual Nodo Sperior Relativo Integrado

1.3.2.2.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u opcion	Nodo Superior no integrado	Nodo Superior Relativo integrado	Nodo no integrado por 100 y dividido entre promedio de los Nodos Superiores Relativos Integrados	**Probabilidad Porcentual Nodo Superior Relativo Integrado**
Muestra de las asimilaciones no selectivas	0,232	**0,116**	(0,232x100): 0,1424= 162,92	**(162,92x0,116)** **:100=** **0,1889**
Muestra previa no selectiva	0,3376	**0,1688**	(0,3376x100): 0,1424= 237,07	**(237,07x0,1688)** **: 100 =** **0,4001**
Sumatorio		0,2848		
promedio		0,2848:2=0,1424		

1.3.2.2.2) con el metodo geometrico

Sujeto u opcion	Nodo Superior no integrado	Nodo Superior Relativo integrado	Nodo no integrado por 100 y dividido entre promedio de los Nodos Superiores Relativos Integrados	**Probabilidad Porcentual Nodo Superior Relativo Integrado**
Muestra de las asimilaciones no selectivas	0,2158	0,1049	(0,2158x100): 0,1346= 160,32	**(160,32x0,1049)** **:100=** **0,1681**
Muestra previa no selectiva	0,3289	0,1644	(0,3289x100): 0,1346= 244,35	**(244,35x0,1644)** **: 100=** **0,4017**
Sumatorio		0,2693		
promedio		0,2693:2=0,1346		

1.4) Nodos Inferiores Integrados , se aplica el Metodo de Probabilidad Porcentual , como he explicado

1.4.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Codificacion	Porcentaje nodo inferior no integrado (nodo inferior no integrado multiplicado por 100 , y dividido entre el nodo intermedio no integrado)	**Nodo Inferior Integrado** **(porcentaje del nodo inferior no integrado multiplicado por el Nodo Intermedio Integrado , y resultado dividido entre 100)**
Labarse las manos	0,4565	(0,4565x100):0,3298= 138,41	**(138,41x0,1649):100 =** **0,2282**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,3298= 92,26	**(92,26x0,1649):100=** **0,1521**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,3298= 46,11	**(46,11x0,1649):100=** **0,076**

Ducharse	0,0869	(0,0869 x100):0,3298= 26,34	**(26,34x0,1649):100= 0,0434**
Amanece por el este	0,2692	(0,2692x100):0,2071= 129,98	**(129m98x0,1035):100 =0,1345**
Haya rocio en las plantas	0,1922	(0,1922x100):0,2071= 92,805	**(92,805x0,1035):100 = 0,096**
El termometro indique 0º	0,1538	(0,1538x100):0,2071= 74,26	**(74,26x0,1035):100= 0,0768**
Nubes por la mañana	0,1153	(0,1153x100):0,2071= 55,67	**(55,67x0,1035):100= 0,0576**
Nubes por la tarde	0,1538	(0,1538x100):0,2071= 74,26	**(74,26x0,1035):100= 0,0768**
Llueva	0,1153	(0,1153x100):0,2071= 55,67	**(55,67x0,1035):100= 0,0576**

Silvia lleva anorak	0,1428	(0,1428x100):0,2215= 64,46	**(64,46 x0,1107):100= 0,0713**
Silvia riega las plantas	0,1428	(0,1428x100):0,2215= 64,46	**(64,46 x0,1107):100= 0,0713**
Silvia usa paraguas	0,1071	(0,1071x100):0,2215= 48,35	**(48,35 x0,1107):100= 0,0535**
Silvia enciende la calefaccion	0,1785	(0,1785x100):0,2215= 80,58	**(80,58x0,1107):100= 0,0892**
Silvia corre cortinas de par en par	0,25	(0,25x100):0,2215= 112,86	**(112,86x0,1107):100= 0,1249**
Silvia usa guantes	0,1785	(0,1785x100):0,2215= 80,58	**(80,58x0,1107):100= 0,0892**
Silvia recicla	0,14	(0,14x100):0,2414= 57,99	**(57,99x0,1207):100= 0,07**

Silvia va a manifestacion por la paz en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,2414= 8,243	**(8,243x0,1207):100=** **0,0099**
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999 x100):0,2414= 124,23	**(124,23x0,1207):100=** **0,1499**
Silvia ayuda mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,2414= 33,098	**(33,098x0,1207):100=** **0,0399**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46x100):0,2414= 190,55	**(190,55x0,1207):100=** **0,23**
Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,2778= 67,17	**(67,17x0,1389):100=** **0,0932**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466 x100):0,2778= 52,77	**(52,77x0,1389):100=** **0,0732**
Falda azul	0,1866	(0,1866 x100):0,2778= 67,17	**(67,17x0,1389):100=** **0,0932**

Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,2778= 52,77	**(52,77x0,1389):100= 0,0732**
Se maquilla pestañas y labios	0,1666	(0,1666x100):0,2778= 59,97	**(59,97x0,1389):100= 0,0832**
Se hace un moño	0,1666	(0,1666 x100):0,2778= 59,97	**(59,97x0,1389):100= 0,0832**
Saluda al jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,3509= 82,64	**(82,64x0,1754):100= 0,145**
Saluda al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,3509= 51,29	**(51,29 x0,1754):100= 0,0899**
Saluda al piloto de avion	0,23	(0,23x100):0,3509= 65,54	**(65,54x0,1754):100= 0,1149**
Saluda a compañeras	0,2	(0,2x100):0,3509= 56,99	**(56,99x0,1754):100= 0,0999**

Saluda al conserje	0,1	(0,1x100):0,3509= 28,49	**(28,49x0,1754):100= 0,0499**
Mujeres y niños primero	0,4	(0,4 x100):0,3712= 107,75	**(107,75x0,1856):100 = 0,1998**
Tratar bien pasajeros	0,17	(0,17x100):0,3712= 45,79	**(45,79x0,1856):100= 0,0998**
No uso violencia	0,2	(0,2x100):0,3712=53,87	**(53,87x0,1856):100= 0,0999**
Atender necesidades de pasajeros	0,23	(0,23x100):0,3712= 61,96	**(61,96x0,1856):100= 0,1149**

1.4.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Codificacion	Porcentaje nodo inferior no integrado (nodo inferior no integrado multiplicado por 100 , y dividido entre el nodo intermedio no integrado)	**Nodo Inferior Integrado** **(porcentaje del nodo inferior no integrado multiplicado por el Nodo Intermedio Integrado , y resultado dividido entre 100)**
Labarse las manos	0,4565	(0,4565x100):0,2891= 157,9	**(157,9x0,1445):100=** **0,2281**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,2891= 105,25	**(105,25x0,1445):100=** **0,152**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,2891= 52,61	**(52,61x0,1445):100=** **0,076**
Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,2891= 30,05	**(30,05x0,1445):100=** **0,04343**

Amanece por el este	0,2692	(0,2692x100):0,1778= 151,4	**(151,4 x0,0809):100=** **0,1224**
Haya rocio en las plantas	0,1922	(0,1922x100):0,1778= 108,09	**(108,09x0,0809):100=** **0,0874**
El termometro indique 0º	0,1538	(0,1538x100):0,1778= 86,501	**(86,501x0,0809):100=** **0,0699**
Nubes por la mañana	0,1153	(0,1153x100):0,1778= 64,84	**(64,84x0,0809):100=** **0,0524**
Nubes por la tarde	0,1538	(0,1538x100):0,1778= 86,501	**(86,501x0,0809):100=** **0,0699**
Llueva	0,1153	(0,1153x100):0,1778= 64,84	**(64,84x0,0809):100=** **0,0524**
Silvia lleva anorak	0,1428	(0,1428x100):0,1858= 76,85	**(76,85x0,0929):100=** **0,0714**

Silvia riega las plantas	0,1428	(0,1428x100):0,1858= 76,85	**(76,85x0,0929):100=** **0,0714**
Silvia usa paraguas	0,1071	(0,1071x100):0,1858= 57,64	**(57,64x0,0929):100=** **0,0535**
Silvia enciende la calefaccion	0,1785	(0,1785x100):0,1858= 96,07	**(96,07 x0,0929):100=** **0,0892**
Silvia corre cortinas de par en par	0,25	(0,25x100):0,1858= 134,55	**(134,55x0,0929):100=** **0,125**
Silvia usa guantes	0,1785	(0,1785x100):0,1858= 96,07	**(96,07 x0,0929):100=** **0,0892**
Silvia recicla	0,14	(0,14x100):0,3471= 40,33	**(40,33x0,1735):100=** **0,0699**
Silvia va a manifestacion por la paz en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,3471= 5,733	**(5,733x0,1735):100=** **0,0099**

Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999x100):0,3471= 86,401	**(86,401x0,1735):100 = 0,1499**
Silvia ayuda mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,3471= 23,019	**(23,019x0,1735):100 = 0,0399**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46x100):0,3471= 132,52	**(132,52x0,1735):100 = 0,2299**
Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,2735= 68,22	**(68,22x0,1367):100= 0,0932**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,2735= 53,6	**(53,6x0,1367):100= 0,0732**
Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,2735= 68,22	**(68,22x0,1367):100= 0,0932**
Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,2735= 53,6	**(53,6x0,1367):100= 0,0732**

Se maquilla pestañas y labios	0,1666	(0,1666x100):0,2735= 60,91	**(60,91x0,1367):100=** **0,0832**
Se hace un moño	0,1666	(0,1666 x100):0,2735= 60,91	**(60,91x0,1367):100=** **0,0832**
Saluda al jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,316= 91,77	**(91,77x0,158):100=** **0,1449**
Saluda al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,316= 56,96	**(56,96x0,158):100=** **0,0899**
Saluda al piloto de avion	0,23	(0,23x100):0,316= 72,78	**(72,78 x0,158):100=** **0,1149**
Saluda a compañeras	0,2	(0,2x100):0,316= 63,29	**(63,29x0,158):100=** **0,0999**
Saluda al conserje	0,1	(31,64x100):0,316=	**(31,64x0,158):100=** **0,04999**

Mujeres y niños primero	0,4	(0,4 x100):0,4104= 97,46	**(97,46x0,2052):100= 0,1999**
Tratar bien pasajeros	0,17	(0,17x100):0,4104= 41,42	**(41,42x0,2052):100= 0,0849**
No uso violencia	0,2	(0,2x100):0,4104= 48,73	**(48,73x0,2052):100= 0,0999**
Atender necesidades de pasajeros	0,23	(0,23x100):0,4104= 56,04	**(56,04x0,2052):100= 0,1149**

La integracion desde el nodo intrmedio , permite asi tener , otra forma de integracion matematica de las estructuras asimiladas en relacion a las estructuras previas , en el procesamiento de la informacion que a traves de la Asimilacion e Integracion ha de poder crear un Aprendizaje Artificial con el cual , cualquier sistema artificial capaz de aprender , y capaz de tomar decisiones , puede asimismo , efectuar un analisis de las estimaciones de probabilidad con que asimilar informaciones para poder integrarlas con las informaciones previas , igualmente dispuestas según unas probabilidades de sesgo interno , para que en el proceso de integracion de las asimilaciones en relacion a las estructuras inteligentes previas , esta integracion permita que cualquier aprendizaje sea un proceso de , integrar los nuevos conocimientos asimilados con los conocimientos previos que se tengan , y estos conocimientos esten asociados a unos

indices de probabilidad , que puedan ser utilizados como probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , de manera que cualquier aprendizaje que s pueda efectuar partiendo de un analisis de probabilidad en terminos de Asimilacion y Probabilidad , en una primera etapa , despues continuada por la siguiente etapa de Integracion y Probabilidad , sean aprendizajes siempre que esten asociados a unos niveles de probabilidad , desde la asimilacion a la integracion , que siempre puedan ser usados como probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , lo cual implica tambien una condiciones teleologica del aprendizaje , ya que la finalidad del aprendizaje es siempre mejorar la capacidad de toma decisiobnes , y por tanto la habilidad de aprendizaje artificial que se pudiera crear en los dispositivos electronicos.ciberneticos dotados de Inteligencia Artirficial y Afectividad Artificial , seran una habilidad de aprendizaje que podria permitir modificar hacia una mejora sustancial la capacidad de toma de decisiones en la misma medida que todo aprendizaje redunda en una mejor capacidad de toma de decisiones , siendo asi por lo que , la habilidad de Aprendizaje Artificial en sistemas artificiales pueda pèrmitir que los sistemas dotados de Inteligencia Artificial , y de Afectividad Artificial puedan ser capaces de mejorar sus tomas de decisiones que puedan hacer a partir de desarrollar habilidades de aprendizaje , utilizando el Aprendizaje Artificial , que , yo mismo propongo en Asimilacion e Integracion para poder mejorar con los aprendizajes los procesamientos de la informacion , que puedan ser utiles para procesar informaciones en terminos de probabilidad de sesgo interno para mejorar la capacidad decisional artificial en sistemas de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial . La integracion de las asimilaciones se puede hacer , en el caso de la modalidad selectiva , ya bien por el nodo superior , tal como se ha efectuado en los capitulo vigesimo , vigesimo primero y vigesimo segundo , utilizando para tal fin el Metodo Porcentual de Integracion , y el Metodo de Probabilidad Porcentual . Pero tambien se pueden hacer las integraciones de las asimilaciones puestas en relacion con las estructuras previas haciendo la integracion partiendo desde los nodos intermedios , en donde , si hacemos la integracion desde los nodos intermedios , entonces en realidad , para obtener asi los Nodos Intermedios Integrados tenemos que calcular , el sumatorio de todos los nodos a integrar , y asi pues , cada Nodo Intermedio Integrado , integrando desde los nodos intermedios ,sera igual al cociente de su nodo intermedio no integrado entre el sumatorio de todos los nodos no integrados , dando lugar a una probabilidad empirica que sera igual al Nodo Intermedio Integrado . A partir del Nodo Intermedio Integrado , utilizando el Metodo de Probabilidad Porcentual de una forma facil y sencilla podemos tambien obtener , en la integracion desde los nodos intermedios , los respectivos Nodos Inferiores Integrados . Ahora bien , el verdadero cambio que he introducido en la integracion partiendo desde los nodos intermedios , es en la forma de calcular los Nodos Superiores Integrados . A partir de los Nodos Intermedios Integrados utilizando la tecnica del Ultimo Punto , podriamos obtener el Ultimo Punto de todos los Nodos Intermedios Integrados , de modo que el Ultimo Punto de todos los Nodos Intermedios

Integrados sera asi denominado como :Nodo Superior Integrado Unico , en la medida que el Nodo Superior Integrado Unico es en suma el Ultimo Punto de todos los Nodos Intermedios Integrados . Y en la medida que las estimaciones de probabilidad o porcentuales son normalmente una herramienta matematica basica , dentro de la teoria de la Integracion y Probabilidad , a partir del Nodo Superior Integrado Unico , como Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Integrados , se puede obtener la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado , para el caso de cada muestra , ya sea la muestra de los Nodos Intermedios Integrados de la asimilacion , o los Nodos Intermedios Integrados previos . La Probabilidad Porcentual del Nodo Superior Promedio Integrado es igual a : promedio de los nodos superiores no integrados multiplicado por 100 y despues dividido entre el nodo superior no integrado de la muestra pertinente , y el resultado se multiplica al Nodo Superior Integrado Unido y despues se divide entre 100 . De esta forma se obtiene una Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado para cada muestra , tanto para la muestra de las asimilaciones , como para la muestra previa . Y tambien podemos calcular los Nodos Superiores Integrados Relativos , es decir , de los Nodos Intermedios Integrados de la muestra de las asimilaciones , obtendriamos el Ultimo Punto relativo a dichos Nodos Intermedios Integrados , independientemente de la muestra de Nodos Intermedios Integrados de la estructura previa , de los cuales tambien , independientemente de lso Nodos Intermedios Integrados de la muestra de las asimilaciones , obtendriamos igualmente el Ultimo Punto relativo a los Nodos Intermedios Integrados de la muestra previa , en donde los Ultimos Puntos relativos a cada muestra de Nodos Intermedios Integrados ,según sea la muestra de las asimilaciones o la previa , se les denominara como Nodos Superiores Integrados Relativos , de los cuales , a partir de los Nodos Superiores Integrados Relativos , para obtener una estimacion de probabilidad o porcentual , que es realmente basico en la Integracion y Probabilidad , entonces podemos asi calcular la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado , de modo que , la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado es igual a , el nodo superior no integrado de la muestra , independientemente de la otra muestra , se multiplica por 100 , y el resultado se divide entre el promedio del sumatorio de los Nodos Superiores Integrados Relativos , para despues , el resultado que se obtenga se multiplica por el Nodo Superior Integrado Relativo de la propia muestra en que se este calculando la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado , para asi despues dividirse entre 100 , obteniendo de esta forma , de cada muestra por separado e independientemente , su respectiva Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado , siendo tambien parte importante de la integracion de las estructuras de Inteligencia en Arbol , de las asimilaciones y previa , en la modalidad no selectiva , partiendo de la integracion desde la puesta en relacion desde nodo intermedio . En este capitulo vigesimo tercero , he hecho la integracion desde nodo intermedio , integrando , la estructura de Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta por separado las codificaciones de aprendizajes

conceptuales sobre clima realizados por Yolanda y las codificacionbes de comportamientos según clima de Silvia , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . En los siguientes capitulos desarrollare la integracion en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta en el capitulo vigesimo cuarto las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , y en el capitulo vigesimo quinto teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , aunque en estos casos , que explicare en los dos siguientes capitulos , vigesimo cuarto y vigesimo quinto , unicamente lo hare en las estimaciones de los nodos intermedios con el metodo artimetico , ya que si para hacerlo con el metodo geometrico he de tener en cuenta tanto la Nube de Puntos de las codificaciones como la Nube de Putos de las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio , de Sesgo Minimo o de Similitud , de Sujeto u Opcion , Invertidas , tanto para obtener la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado , la Probabilidad Porcentual de Nodo Relativo Integrado , y los Nodos Inferiores Integrados , a partir de la integracion desde los nodos intermedios , calculando como probabilidad empirica a los propios Nodos Intermedios Integrados , las tablas de calculo matematico que deberia hacer para estimar todas estas tablas matematica , de tener en cuenta tanto el metodo aritmetico como el metodo geometrico , y dentro del metodo geometrico tanto la Nube de Puntos de codificaciones , como la Nube de Puntos de Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio , sea de Sesgo Minimo o de Similutud , de Sujeto u Opcion , Invertidas , realmente que puedo finalmente que necesitar mas tiempo del que en principio tenia pensado dentro de la progrmacion de ensayos que tengo previsto para este año , ya que , para el proximo mes de mayo quiero empezar con Teoria General de Probabilidad Imposible , dedicado a Boby Sands , y por tanto , no puedo permitir utilizar mas tiempo del necesario en Integracion y Probabilidad . De forma que para ahorrar tiempo , en los dos proximos capitulos , la integracion desde los nodos superiores unicamente la hare con el metodo aritmetico , ya que en esencia , lo importante es explicar bien el mecanismo descrito , y , siendo consciente de que tambien es aplicable al metodo geometrico , el ejercico matematico lo realizare sobre el metodo aritmetico , detallando siempre a continuacion , que el mismo mecanismo de calculo , de integracion desde los nodos inferiores , es el mismo para el metodo geometrico ,y unicamente para ahorrar tiempo , lo desarrollare sobre el metodo aritmetico , pero siempre teniendo en cuenta que es absolutamente el mismo proceso de calculo para ser realizado sobre el metodo aritmetico , ya que en esencia , se trata de un proceso de integracion desde nodos intermedios , en donde , el proceso de obtencion de ese nodo intermedio , si se obtuvo por metodo aritmetico geometrico , es carente de sentido una vez que la integracion debemos hacerla , independientemente de cualquier otro criterio . Lo importante es destacar que : un sistema de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial es capaz de aprender utilizando el Aprendizaje Artificial

por medio de Asimilacion e Integracion , y que lso aprendizajes se asocian a probabilidades de sesgo interno , lo cual facilita que a mayor capacidad de aprendizaje y mayores aprendizajes realizados entonces mayor capacidad de toma de decisiones , en funcion de que el sistema de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial dispondra de mayor cantidad de probabilidades de sesgo interno en funcion de las cuales determinar su decision matematica .

ASIMILACION E INTEGGRACION

Segundda parte : Integracion y Probabilidadd

(Capitulo 24)

XXX usa psicologia sovietica para torturarme , al intentar condicionar mis respuestas fisiologicas de sueño y eyaculacion orgasmica sexual a estimulos condicionantes acusticos con los que me quiere matar aumentando de volumen . La comunidad internacional debe castigar al XXX , y el XXX debe ser procesado en el Tribunal Penal Internacional . Una de las formas con que la comunidad internacional me puede ayudar a mismo XXX es mediante que la comunidad internacional proteja la seguridad de mi familia y la comunidad internaciona proteja la seguridad de mis descubrimientos matematicos.

1º) Integracion desde nodo intermedio de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva

La integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , se puede hacer ya bien desde la posible integracion desde el nodo superior como estuve explicando en los capitulos vigesimo , vigesimo primero y viggesimo segundo , o tambien se podria hacer la integracion de las estructuras de Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva partiendo de la integracion desde nodo intermedio , tal como deje explicado en el capitulo vigesimo tercero , en donde , realice la integracion desde el nodo intermedio de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las codificaciones de los aprendizajes conceptuales sobre el clima efectuados por Yolanda y las codificaciones de comportamientos de Silvia según clima , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . En este capitulo lo que hare sera precisamente aplicar el proceso de integracion desde nodo intermedio de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . En regla general se puede afirmar lo siguiente : cuando se realiza la integracion desde nodo intermedio de una estructura asimilada en relacion a una estructura previa en la modalidad no selectiva , la integracion del Nodo Intermedio Integrado es igual a la probabilidad empirica que se obtiene del cociente a partir de dividir el nodo intermedio no integrado entre el sumatorio de todos los nodos intermedios no integrados que se ponen en relacion integradora , dando como resultado del cociente el Nodo Intermedio Integrado en cada caso correspondiente en que se realice este cociente , que en esencia es una probabilidad empirica . A partir del Nodo Intermedio Integrado , utilizando el Metodo de la Probabilidad Porcentual se pueden obtener los restantes Nodos Inferiores Integrados , al igual que se obtenia en la integracion desde nodo superior , para lo cual , en primer lugar , para obtener el Nodo Interior Integrado , en la integracion desde nodo intermedio , primero se obtiene cual es el porcentaje de nodo inferior no integrado , en funcion de que , el nodo intermedio no integrado se supone que es igual al 100% , por lo cual , el nodo inferior no integrado multilicado por 100 y resultado dividido entre el nodo intermedio no integrado , es igual al porcentaje del nodo inferior no integrado que despues al multiplicarse por el Nodo Intermedio Integrado (en el caso de la integracion desde nodo intermedio es en esencia una probabilidad empirica) y despues dividido entre 100 , el resultado final sera igual al Nodo Inferior Integrado , es decir , es la aplicación del Metodo de Probabilidad Porcentual en la obtencion del Nodo Inferior Integrado , en una integracion realizada desde nodo intermedio , como si se hubiera hecho en una integracion desde nodo superior , solo que en este caso en particular de la integracion desde nodo intermedio , en realidad , el Nodo Intermedio Integrado es la probabilidad empirica obtenida del cociente de cada nodo intermedio no integrado dividido entre el sumatorio de todos los nodos no integrados . En esta integracion desde el nodo intermedio , asi pues para la obtencion final del Nodo Inferior Integrado se precisa el Metodo de Probabilidad

Porcentual , sin embargo para la obtencion de los Nodos Superiores Integrados , se precisan otras tecnicas matematicas . Cuando se tiene que calcular los Nodos Suuperiores Integrados en una estructura de integracion matematica de las asimilaciones en relacion a las estructuras previas , en la modalidad no selectiva , haciendose la integracion desde los nodos intermedios , en esencia se obtiene que , en la integracion desde los nodos intermedios en realidad el Nodo Intermedio Integrado es una probabilidad empirica , y en la medida que el Nodo Intermedio Integrado es una probabilidad empirica , entonces , estos Nodos Intermedios Integrados los podriamos utilizar para calcular el pertinente Ultimo Punto del conjunto total de los Nodos Intermedios Integrados , en donde el Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Integrados sera asi pues denominado como Nodo Superior Integrado Unico , en donde , el Nodo Superior Integrado Unico seria asimismo el vertice superior de toda la estructura a analizar dentro de la metdologia empleada. A partir del calculo del Nodo Superior Integrado Unico , se puede emplear la tecnica matematica que he bautizado como : Probabilidad Porcentual del Nodo Superior Promedio Integrado , que es igual a , promedio del sumatorio de los nodos superiores no integrados multiplicado por 100 y despues dividido , en cada muestra , la muestra de las asimilaciones o la muestra previa , según su ultimo punto no integrado, entre el nodo superior relativo a la muestra en que se este aplicando la formula , para el resultado que se obtenga multiplicarlo por el Nodo Suuperior Integrado Unico y finalmente el resultado se divida entre 100 , cuyo resultado se analizara , en cada muestra obteniendose un valor diferente , según se haya dividido el promedio de los nodos superiores no integrados multiplicado por 1000 entre el nodo superior no integrado de cada muestra como Probabilidad Porcentual del Nodo Superior Promedio Integrado , existiendo por tanto una Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado diferente en cada muestra , es decir , la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado en la muestra de las asimilaciones no selectivas normalmente ha de ser diferente a la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado obtenido en la muestra previa no selectiva . Pero n en analisis , ademas de poder contar con el Nodo Superior Integrado Unico , y con la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado , tambien podemos desarrollar otros analisis de igual transcendencia , como son por ejemplo , el Nodo Superior Integrado Relativo , y la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado , en donde : si de los Nodos Intermedios Integrados de la muestra de las asimilaciones no selectivas se obtuvira su Ultimo Punto , independientemente de la muestra previa no selectiva , e igualmente a partir de los Nodos Intermedios Integrados en la muestra previa no selectiva se obtuviera su Ultimo Punto , entonces tendriamos un Ultimo Punto por cada muestra obteniendose a partir de los Nodos Intermedios Integrados de cada muestra , y el Ultimo Punto obtenido por separado en cada muestra utilizando los Nodos Intermedios Integrados de cada muestra de forma indepediente , se podria denominar como Nodo Superior Integrado Relativo , en donde , a partir del Nodo Superior Integrado Relativo se pueda calcular la

Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado , que sera igual a , en cada muestra de forma independiente , el nodo superior no integrado de la muestra multiplicado por 100 y despues dividido entre el promedio del sumatorio de los Nodos Superiores Integrados Relativos de las dos muestras , para despues el resultado multiplicado por el Nodo Superior Integrado Relativo de la muestra en que se este aplicando la formula , para el resultado dividirlo entre 100 , en donde se obtendra asi finalmente como resultado la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado , en donde , existiria una Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado diferente en cada muestra , es decir , la muestra de las asimilaciones no selectivas tendra asimismo una Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado diferente a la muestra previa no selectiva que tendra otra Probabilidad Procentual de Nodo Superior Relativo Integrado diferente . En donde , lo que cabe destacar es que , hagase como se haga la integracion matematica , lo realmente fundamental es que , lo importante de la integracion como segunda etapa del Aprendizaje Artificial despues de la primera etapa de asimilacion , es que los aprendizajes que se hayan primero asimilado y despues integrado , sean aprendizajes que se integren finalmente en las estructuras previas en formas de niveles de probabilidad asociados a los aprendizajes procesados , para que asi , los aprendizajes integrados asociados a unos indices de probabilidad , estas probabilidades con que se han integrado estos aprendizajes , sean probabilidades que puedan ser utilizadas como probabilidades de sesgo interno para mejorar la capacidad de toma de decisiones en un sistema artificial dotado de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial , de manera que , al igual que se suele considerar el concepto de inteligencia humana en funcion de que : un ser humano que normalmente adopte decisiones inteligentes , o un ser humano que normalmente tenga una gran habilidad de aprendizaje , a dicho ser humano capaz de hacer decisiones correctas y capaz de aprender , se le considera un ser humano inteligente , igualmente , en los sistemas artificiales que se puedan diseñar en forma de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial , debemos crear sistemas de potenciar las capacidades de toma de decisiones de dichos sistemas artificiales con Probabilidad y Decision , al mismo tiempo que fomentar sus capacidades de aprendizaje con el Aprendizaje Artificial , de manera que : si somos capaces de diseñar sistemas de Afectividad Artirficial e Inteligencia Artificial , que por medio de la Probabilidad y Decision y , por medio del Aprendizaje Artificial entendido como un proceso de dos etapas diferentes pero contiguas como es la Asimilacion y la Integracion , de esta forma , cualquier procesamiento significativo de la informacion en forma de probabilidades de sesgo interno en un aprendizaje de asimilaciones ambientales integrada en las estructuras previas del sistema , se puede convertir en un Aprendizaje Artificial que aumente la capacidad de toma de decisiones del sistema artificial dotado de sistemas de probabilidades de sesgo interno , tal como en Probabilidad y Decision explique sobre la forma de lograr crear una base para la toma de decisiones artificiales en un sistema

. En donde , la informacion ambiental que se puede extraer a partir de sensores artificiales de recogida de informacion o a partir de sistemas captacion de señales , puedan permitir que , estas informaciones extraidas del medio ambiente a traves de sensores o sistemas de recepcion de señales , sean informaciones que el sistema artificial pueda procesar significativamente en forma de probabilidades a asimilar , en donde las probabilidades de las informaciones asimiladas se puedan integrar con las estructuras previas del sistema en forma de probabilidades de sesgo interno , que permitan una mayor capacidad de toma de decisiones que pueda tener el sistema , al tiempo que se puede crear una serie de experiencias de aprendizaje y una serie de experiencias de toma decisiones , de manera que se podria crear incluso un aprendizaje experiencial , y en la medida que el sistema artificial pudiera poner en comunicación sus experiencias a traves de un sistema de emision de señales de comunicación , al tiempo que pueda tener tambien sistemas de recepcion o captacion de señales comunicativas , a traves de estos sistemas de recepcion y captacion de señales como de emision de señales de comunicación , estos sistemas artificiales pudieran crear comunicaciones sobre sus experiencias vitales , esto podria generar incluso una cultura propia de los sistemas artificiales , en la medida que toda cultura humana siempre se ha basado en la transmision de los conocimientos experienciales de nuestros antepasados en forma de mitos y leyendas , tambien los sistemas artificiales , aunque sin mitos y sin leyendas , podrian crear este tipo de transmision de conocimientos experienciales que permitira crear una cultura entre los sistemas artificiales , e incluso en los sistemas de comunicación que pudieran utilizar los sistemas artificiales para comunicarse , podrian incluso generar relaciones afectivas experienciales ¿ un robot como Andrew Martin puede realmente existir , algun dia los robots podran tener sentimientos propios? En mi opinion si es posible , o al menos no es improbable , que es casi lo mismo . Ahora bien , para que esto algun dia se haga realidad , tal como es mi sueño , imagino que algun dia los robots a mi mismo me consideraran uno de los suyos , de hecho mi cerebreo no es del todo humano , y de hecho yo mismo soy la primera criatura biocibernetica que existe en la galaxia , tal como Miles Vorkosigan me hubiera descrito , o como Mc Master Bujod describio el cerebro de Illyan , jefe de SegImp , lo mas importante para que mis sueños biociberneticos es que se pueda hacer una teoria matematica que permita que estos ideales se hagan realidad , para lo cual , es necesario continuar con la investigacion matematica , y es necesario descubrir nuevas vias de investigacion matematica en las cuales poder implementar programas de Inteligencia Artificial , y desarrollar sistemas de Afectividad Artificial , para que algun Andrew Martin sea algo mas que un sueño , sino una realidad . Para tal fin , en este capitulo vigesimo cuarto desarrollare la integracion desde el nodo intermedio de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas, en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , en donde , en este caso concreto , y en la medida que yo

sinceramente creo que lo mas importante es que la teoria sea facilmente comprensible , para ahorrarme ademas una serie de calculos matematicos que quizas , de hacerlos me llevarian tener que utilizar parte del siguiente capitulo para poder terminar lo que quiero realizar en este capitulo vigesimo cuarto , la integracion que quiero desarrollar en este capitulo vigesimo cuarto unicamente la hare partiendo de la integracion de los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico , ya que , si tengo que realizar tambien la integracion de los nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico , considerando el metodo geometrico en la Nube de Puntos de las codificaciones , como el metodo geometrico en la Nube de Puntos de las propias Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , finalmente puede que necesitara mas de un capitulo para terminar todos los calculos , cuando yo creo que aquí de lo que se trata es que yo deje bien explicada la teoria en lugar de intentar hacer mas complejo los procedimientos . Como en mi opinion , aquí mi objetivo principal es demostrar que mis descubrimientos matematicos son realmente de gran interes para el avance cientifico , en la medida que la integracion desde el nodo intermedio de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia enArbol previa no selectiva , es una integracion que se deberia proceder del mismo modo , de igual forma exactamente , tanto para los nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico con el aritmetico , dado que la forma de proceder no varia en absoluto , en este capitulo , asimismo igualmente en el proximo capitulo , los analisis que haga , para evitar complicaciones , detallando por supuesto que el procedimiento no varia absolutamente en nada de aplicarse a los nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico , en este capitulo vigesimo cuarto , y en el proximo capitulo vigesimo quinto , en donde realizare la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , unicamente me limitare , tanto en el presente capitulo como en el seguiente a hacer dicha integracion desde los nodos intermedios , sobre los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico , dejando claro por supuesto , que de hacerse sobre los nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico no habria absolutamente ninguna diferencial ralmente .

1.1)Nodos Intermedios Integrados , en el metodo aritmetico , en la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimode Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio	Nodo Intermedio Integrado
Aseo e higiene personal	0,48	**0,48:2=0,24**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,1687	**0,1687:2=0,0843**
Comportamiento etico-moral Silvia	0,3512	**0,3512:2=0,1756**
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2778	**0,2778:2=0,1389**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,3509	**0,3509:2=0,1754**
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,3712	**0,3712:2=0,1856**
Total	1 + 1 = 2	

1.2) Nodo Superior Integrado Unico , en metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Integrado	1ªtanda	2ªtanda	3ªtanda	4ªtanda	Nodo Superior Integrado Unico
Aseo e higiene personal	**0,48:2=0,24**	(0,24+ 0,0843):2 = 0,1621	(0,1621+ 0,1299):2 = 0,146	(0,146+ 0,1435):2 = 0,1447	(0,1447+ 0,1503):2 = 0,1475	**(0,1475+ 0,1566):2= 0,152**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	**0,1687:2= 0,0843**	(0,0843+ 0,1756):2 = 0,1299	(0,1299+ 0,1572):2 = 0,1435	(0,1435+ 0,1571):2 = 0,1503	(0,1503+ 0,1629):2 = 0,1566	
Comportamiento etico-moral Silvia	**0,3512:2= 0,1756**	(0,1756+ 0,1389):2 = 0,1572	(0,1572+ 0,1571):2 = 0,1571	(0,1571+ 0,1688):2 = 0,1629		
Yolanda se viste y se pone guapa	**0,2778:2= 0,1389**	(0,1389+ 0,1754):2 = 0,1571	(0,1571+ 0,1805):2 = 0,1688			
Yolanda saluda al acudir a trabajar	**0,3509:2= 0,1754**	(0,1754+ 0,1856):2 = 0,1805				
Conceptos morales trabajo Yolanda	**0,3712:2= 0,1856**					

1.3)Nodos Superiores Integrados Relativos , en metodo aritmetico

Muestra de asimilaciones no selectiva	Nodos Intermedios Integrados	1ªtanda	Nodo Superior Integrado Relativo
Aseo e higiene	**0,48:2=0,24**	(0,24+ 0,0843):2= 0,1621	**(0,1621+ 0,1299):2= 0,146**
Correlacion comportamiento según clima	**0,1687:2= 0,0843**	(0,0843+ 0,1756):2= 0,1299	
Comportamiento etico moral	**0,3512:2= 0,1756**		
Muestra previa no selectiva	Nodos Intermedios Integrados	1ª tanda	Nodo Superior Integrado Relativo
Yolanda se viste y se pone guapa	**0,2778:2= 0,1389**	(0,1389+ 0,1754):2= 0,1571	**(0,1571+ 0,1805):2= 0,1688**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	**0,3509:2= 0,1754**	(0,1754+ 0,1856):2= 0,1805	
Conceptos morales trabajo de Yolanda	**0,3712:2= 0,1856**		

1.4) Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado , en metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo superior no integrado	Promedio nodo superior no integrado multiplicado por 100 , y despues dividido entre nodo superior no intetgrado	**Probabilidad Porcentual Nodo Superior Promedio Integrado** **Nodo Superior Integrado Unico =0,152**
Muestra de asimilaciones no selectivas	0,2921	(0,3148x100):0,2921= 107,77	**(107,77x0,152):100=** **0,1638**
Muestra previa no selectiva	0,3376	(0,3148x100):0,3376= 93,246	**(93,246x0,152):100=** **0,1417**
Total	0,6297		
Promedio	0,6297:2=0,3148		

1.5)Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado , en metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo superior no integrado	Nodo Superior Integrado Relativo	Nodo superior no integrado multiplicado por 100 y dividido entre promedio de sumatorio de Nodos Superiores Integrados Relativos	**Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado**
Muestra de asimilaciones no selectivas	0,2921	**0,146**	(0,2921x100): 0,1574= 185,57	**(185,57x0,146)** **:100=** **0,2709**
Muestra previa no selectiva	0,3376	**0,1688**	(0,3376x100): 0,1574= 214,48	**(214,48x0,1688)** **:100=** **0,362**
Total		0,3148		
Promedio		0,3148:2=0,1574		

1.6) Nodos Inferiores Integrados , aplicando del Metodo de Probabilidad Porcentual , en metodo aritmetico

Sujeto u opcion	Nodo inferior no integrado	Porcentaje nodo inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado**
Labarse las manos	0,4565	(0,4565x100):0,48= 95,104	**(95,104x0,24):100=** **0,2282**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,48= 63,395	**(63,395x0,24):100=** **0,1521**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,48= 31,687	**(31,687x0,24):100=** **0,076**
Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,48= 18,104	**(18,104x0,24):100=** **0,0434**
Haya rocio en las plantas	0,0841	(0,0841x100):0,1687= 49,851	**(49,851x0,0843):100=** **0,042**
El termometro indica 0º	0,0849	(0,0849x100):0,1687=	**(50,326x0,0843):100=**

		50,326	**0,0424**
Haya nubes por la mañana	0,0833	(0,0833x100):0,1687= 49,377	**(49,377x0,0843):100 =** **0,0416**
Haya nubes por la tarde	0,0849	(0,0849x100):0,1687= 50,326	**(50,326x0,0843):100 =** **0,0424**
Llueva	0,0833	(0,0849x100):0,1687= 50,326	**(50,326x0,0843):100 =** **0,0424**
Silvia se ponga anorak	0,0844	(0,0844x100):0,1687= 50,029	**(50,029x0,0843):100 =** **0,0421**
Silvia riegas las plantas	0,0844	(0,0844x100):0,1687= 50,029	**(50,029x0,0843):100 =** **0,0421**
Silvia encienda calefaccion	0,084	(0,084x100):0,1687 = 49,792	**(49,792x0,0843):100 =**

			0,0419
Silvia se pone guantes	0,084	(0,084x100):0,1687 = 49,792	**(49,792x0,0843):100 =** **0,0419**
Silvia recicla	0,14	(0,14x100):0,3512= 39,863	**(39,863x0,1756):100 =** **0,07**
Silvia acude manifes-tacion paz en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,3512= 5,666	**(5,666x0,1756):100=** **0,0099**
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	(0,2999x100):0,3512= 85,392	**(85,392x0,1756):100 =** **0,1499**
Silvia ayuda mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,3512= 22,7505	**(22,7505x0,1756):100** **0,0399**
Silvia da las gracias	0,46	(0,46x100):0,3512= 130,97	**(130,97x0,1756):100 =** **0,23**

Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,2778= 67,17	**(67,17x0,1389):100=** **0,0932**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,2778= 52,77	**(52,77x0,1389):100=** **0,0733**
Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,2778= 67,17	**(67,17x0,1389):100=** **0,0932**
Falda amarilla	0 ,1466	(0,1466x100):0,2778= 52,77	**(52,77x0,1389):100=** **0,0733**
Pintarse labios y pestañas	0,1666	(0,1666x100):0,2778= 59,97	**(59,97x0,1389):100=** **0,0832**
Hacerse un moño	0,1666	(0,1666x100):0,2778= 59,97	**(59,97x0,1389):100=** **0,0832**
Saludar al jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,3509= 82,64	**(82,64x0,1754):100=** **0,1449**

Saludar al controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,3509= 51,29	**(51,29x0,1754):100= 0,0899**
Saludar piloto avion	0,23	(0,23x100):0,3509= 65,54	**(65,54x0,1754):100= 0,1149**
Saludar compañeras	0,2	(0,2x100):0,3509= 56,99	**(56,99x0,1754):100= 0,0999**
Saludar conserje	0,1	(0,1x100):0,3509= 28,49	**(28,49x0,1754):100= 0,0499**
Mujeres y niños primero	0,4	(0,4x100):0,3712= 107,75	**(107,75x0,1856):100 = 0,1998**
Tratar educadamente pasajeros	0,17	(0,17x100):0,3712= 45,79	**(45,79x0,1856):100= 0,0849**
No usar violencia	0,2	(0,2x100):0,3712= 53,87	**(53,87x0,1856):100= 0,0999**

Atender necesidades pasajeros	0,23	(0,23x100):0,3712= 61,96	**(61,96x0,1856):100=** **0,1149**

A partir de los nodos integrados , integrando los nodos de las estructuras de , Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , estas probabilidades integradas obtenidas podrian ser utilizadas para posteriores analisis , en los cuales , a partir de algun nuevo aprendizaje asimilado , dicho aprendizaje nuevo asimilado posterior pasaria a ser integrado en funcion de las estructuras que , en anteriores aprendizajes hayan surgido como producto de dicha integracion realizada . Es decir : cuando un aprendizaje es asimilado e integrado , la nueva estructura integrada que surge , es una estructura que asimismo se puede utilizar como estructura previa para la integracion oportuna a realizar convenientemente para el siguiente aprendizaje que se haga . De manera que asimismo , en todo analisis que se haga del proceso de Aprendizaje Artificial es conveniente estimar de forma adecuada que , el proceso de integracion llega a tener tres finalidades vitales : en primer lugar la integracion de los nuevos aprendizajes con los aprendizajes anteriores permite homogenizar las probabilidades con que se han asimilado unos nuevos aprendizajes con respecto de las probabilidades presentes en la estructura previa , y esta homogenizacion de probabilidades permite asi crear una nueva estructura de probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , en donde , los aprendizajes asimilados nuevos al integrarse con las estructuras previas , se produce asi una re-estructuracion de todos los indices de probabilidad asociadas a las informaciones procesadas significativamente , que permite asi que las probabilidades de sesgo interno de las estructuras previas ahora se armonicen con las probabilidades de ssgo interno de los nuevos aprendizajes asimilados , pudiendo asi crear una estructura armonizada de probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones de forma coherente y homogena , al mismo tiempo que , asi por tanto , en segundo lugar se modifica y mejora la capacidad de toma de decisiones al mismo tiempo que se aumentan los aprendizajes , ya que la funcion ultima del aprendizaje en el sistema

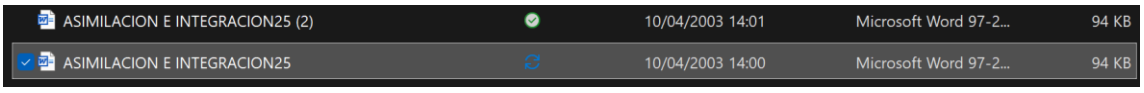
artificial , que por medio de Aprendizaje Artificial aumenta de Inteligencia Artificial y de Afectividad Artificial , es que el aprendizaje sirva para mejorar las cualidades o habilidades de la capacidad de toma de decisiones de forma que , la toma de decisiones sea perfeccionada a traves del aumento de los aprendizajes . Es decir , la forma de impedir que la capacidad de toma de decisiones se pudiera volver obsoleta con el paso del tiempo , o la forma de impedir que la capacidad de toma de decisiones se pudiera estancar ante nuevos problemas que podrian surgir , es que , el sistema artificial dotado asimismo de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial , por medio del Aprendizaje Artificial el sistema artificial pueda asi hacer procesos de renovacion de su capacidad de aprendizaje , por medio de aprendizajes que asimilando informaciones según indices de probabilidad convertibles en probabilidades de sesgo interno al ser integradas en las estructuras previas , los aprendizajes permitan tambien renovar toda la estructuracion de la capacidad decisional , permitiendo aumentar la capacidad de toma de decisiones analizando las nuevas informaciones asimiladas e integradas en forma de probabilidades de sesgo interno , y asi mismo desarrollando una renovacion de la capacidad decisional que impide que , dicho sistema artificial dotado de Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial se pueda volver obsoleto con el paso del tiempo , o no pudiera resolver un problema que pudiera surgir . La integracion de las asimilaciones no selectivas en relacion con las estructuras previas no selectivas se puede , ya bien en integraciones partiendo desde el nodo superior , o ya bien desde integraciones partiendo desde los nodos intermedios . En las integraciones partiendo desde los nodos intermedios de las estructuras de , Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , se puede hacer tanto , ya bien teniendo en cuenta para dicha integracion la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas de las codificaciones de los sujetos u opciones , o ya bien la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas en donde se hayan tenido en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , o ya bien la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida . A modo practico , o en terminos didacticos , en este ensayo , en la integracion desde los nodos intermedios de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , unicamente he hecho dicha integracion partiendo de los nodos intermedios obtenidos utilizando el metodo aritmetico , ya que , de haber tenido que hacer los mismos calculos que he hecho en la integracion desde los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico , tambien para los nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico , el tiempo que hubiera necesitado hubiera excedido en mucho el que desde un principio he diseñado para las investigaciones matematicas , que yo mismo me planteado para este año 2003 , el proximo mes de mayo he de empezar con Teoria General de Probabilidad Imposible , en donde ya tengo pensadas

introducir una serie de formulaciones que seran fundamentales , en mi opinion , para el futuro de las matematicas de este tercer milenio despues de Cristo , dentro de mi proposito de que , yo Ruben Garcia Pedraza quiero sentar las bases de la matematica del futuro , y lo estoy diciendo sinceramente con la maxima modestia , debido a que el tiempo apremia , en este capitulo de hoy vigesimo tercero (como en el capitulo de mañana vigesimo cuarto) unicamente he realizado hoy la integracion desde los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico , en la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , siendo unicamente a causa de que necesito ahorrar tiempo para poder abarcar todos los asuntos que aun quedan por analizar en este ensayo sin embargo , quiero dejar bien claro , que de haberse realizado en el capitulo de hoy vigesimo cuarto tambien las integraciones desde los nodos obtenidos con el metodo geometrico hubiera sido el proceso de integracion absolutamente el mismo de igual forma a como se ha hecho la integracion desde los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico , es decir , de tener que hacerse la integracion desde los nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico , en el ambito de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , los calculos a realizar en dicha integracion desde nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico hubieran sido exactamente los mismos , a como se ha realizado en este capitulo a traves de los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico . En el capitulo vigesimo quinto proximo de este ensayo , igualmente , desarrollare la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , a partir de los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico , dejando por supuesto , que de hacerse con los nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico en realidad el tipo de calculo no hubiera sido absolutamente diferente en nada , ya que los calculos de hacerse utilizando en dicha integracion a los nodos intermedios obtenidos con el metodo geometrico , serias absolutamente los mismos , que de utilizarse , como utilizare tambien en el proximo capitulo , los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmeco , ya que , en mi opinion lo mas importante es que los procesos matematicos queden suficientemente claros y bien comprendidos , de cara a que algun dia , se algun dia se reconociera los meritos de mis descubrimientos matematicos , ese dia tambien se puedan diseñarse sistemas de Afectividad Artificial , y quien sabe si , ese dia , hasta los robots me consideraran uno de los suyos , a fin de cuentas , yo mismo tengo un cerebro biocibernetico . Para que esto sea posible , la idea fundamental de Integracion y Probabilidad es la siguiente : todo Aprendizaje Artificial ha de culminar en la integracion de una informacion asimilada , y este proceso es un proceso de procesamiento significativo de la

informacion atendiendo a probabilidades de sesgo interno , que al integrarse en el sistema , estos aprendizajes en forma de probabilidades de sesgo interno permiten aumentar la capacidad de toma de decisiones del sistema artificial , en funcion del aumento de las probabilidades de sesgo interno , tal como explique la forma de trabajar las probabilidades de sesgo interno en Probabilidad y Decision ; y ademas , es necesario comprender que : en el momento en que un aprendizaje ha sido asimilado e integrado surge por tanto una estructura integrada , y que esta estructura integrada sera utilizada , en el caso de un siguiente aprendizaje , como la estructura previa ante la siguiente asimilacion realizada . De manera que toda estructura integrada de Aprendizaje Artificial es al mismo tiempo un sistema de probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , y tambien una estructura inrtegrada que puede ser utilizada como una estructura previa a integrar con cualquier otro aprendizaje nuevo asimilado , de forma que las estructuras integradas , surgidas de un proceso de Asimilacion e Integracion , al mismo tiempo que son la base de las decisiones según probabilidades de sesgo interno que tenga presentes , tambien estas probabilidades de sesgo interno de dicha estructura intergrada se convierten automaticamente en una estructura previa con la cual integrar cualquier nuevos aprendizaje asimilado . De manera que el proceso de aprendizaje siempre sea constante , las probabilidades de sesgo interno puedan cambiar según los aprendizajes e impedir de este mismo modo que la capacidad de toma de decisiones corra peligro de volverse anticuada , e impedir que la capacidad de toma de decisiones se pueda estancar ante algun problema nuevo que pudiera surgir y ante el cual no pudiera tener una respuesta adecuada . Para impedir el problema del deterioro de la capacidad de toma de decisiones , la mejor forma de mantener constantemente actualizada y renovada la capacidad de toma de decisiones , es a traves de un aprendizaje permanente y constante que actualice y renueve frecuentemente dicha capacidad de toma decisiones , de forma que en esencia , la verdadera finalidad ultima del aprendizaje es mantener vivo y actualizado el sistema decisional artificial , es decir , el objetivo general del aprendizaje es mantener siempre vigente una capacidad de decisiones sofisticada y puesta a punto .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad



El martes 11 dde septiiembre del 2001 , fue para mi un dia muy especial , aquella madrugada realice lo que despues se convertiria en la primera formula matematica de Probabilidad Imposible , que bautice como Impacto del Defecto , aquella formula matematica la descubri muchas horas antes que se produyjeran las acciones contra las torres gemelas de Nueva York , pero la tortura que nada mas descubrir aquella formula matematica empece a sufrir , me impidio continuar con la Probabiliddad Imposible , en aquel mes de septiembre del 2001 . Las primeras tablas matematicas que hice en “Critica a la estadistica contemporanea” para demostrar la validez y la fiabilidad del Impacto del Defecto , estaban completamente llenas de erratas a causa de la tortura , que XXX ejecuto contra mi persona. De hecho , desde 1999 hasta el año 2001 , todo lo que yo escribia estaba lleno de erratas , porque XXX manipulaba el teclado dde mi ordenador . Sin embargo , a partir del 15 de septiembre del 2001 , todo empezo a cambiar , cuando empece mi diario mas cinico de la galaxia , entonces , los principales lidderes mundiales , y sobre todo XXX , empezaron a ayudarme XXX :

- Todas las noches desde 1999 , el XXX me aumentaba los sonidos con que me torturaba para intentar asesinarme .

- XXX .

- XXX mis propios profesores me trataban como si vida fuera insignificante . Por culpa de XXX repeti curso dos años , mientras los sintomas de las cualidades parapsicologicas que ahora tengo aumentaban y yo no sabia que me estaba pasando , cuando estaba en clase me temblaban las manos , a menudo , aunque nunca lo he reconocido , yo tenia miedo porque no sabia que me estaba pasando , me empezaban a temblar las manos y yo como reaccion movia los dedos , y sin saber porque , *cada vez que movia los dedos ocurrian cosas muy extrañas a mi alrededor , y esto lo estoy diciendo sinceramente , no me lo invento* .

- Durante las clases en la facultad , el XXX , mientras mis profesores me trataban como si yo fuera un ser odioso al que habia que destruir a toda costa , el XXX me applicaba ruidos de castañeo de dientes para provocarme el sintoma del bruxismo , un sintoma asociado a situaciones psicologicas de stress , en el cual los dientes de la boca empiezan a castañear entre si .

- *Mis propios compañeros de facultad me trataban como si yo fuera un bicho raro* , los unicos compañeros de facultad que siempre los he creido realmente compañeros los tuve en segundo de carrera ,los segui viendo de forma esporadica en los años siguientes , eramos los tipicos estudiantes de XXX izquierda XXX . Despues en tercero de carrera conoci a las compañeras de clase con las que acabe la carrera : Desire , Yolanda , Laura y Laurita , y por supuesto mi amiga Ana . Con Yolanda la amistad no llego lejos , rapidamente Yolanda se fue dandose cuenta que yo tenia problemas conductuales y Yolanda poco a poco se distancio del grupo , en relacion no es que yo tuviera problemas conductuales , *el problema es que yo no era capaz de controlar mi cerebro , mi cerebro hace cosas extransensoriales que ni soy capaz de controlar ni se como funcionan o para que sirven* . Despues Laura se convirtio en mi mejor amiga en cuarto de carrera , pero Laura termino comprendiendo que yo tenia un cerebro extraño , al final de mi amistad con Laura , *yo no tenia ningun control en las nuevas habilidades extrasensoriales que mi cerebro estaba acumulando* , en relacion fue durante mi amistad con Laura cuando *empece a desarrollar la Probabilidad Imposible mientras mi cerebro estaba acumulando habilidades extransensoriales que realmente me hacian la vida imposible , muchas veces creemos que tener habilidades extransensoriales es divertido , pero no lo crean , si no saber controlar tu cerebro una habilidad extrasensorial puede ser sencillamente demasiado fuerte para aguantarlo* . En quinto de carrera mi mejor amiga fue Ana , y a Ana aquel año la dedique mi poesia “Fin de carrera” , mi poesia de “Fin de carrera” que dedique a Ana trataba sobre un estudiante de medicina que al terminar los estudios secuestra a una chica para extraerla su cerebro .

- Todos los dias al regresar de la facultad a casa , a menudo habiendo recibido un suspenso en las calificaciones finales de un examen , o a menudo con el sabor amargo de que algun profesor me hubiera yratyado como si yo fuera un animal salvaje o un ser insignificante odioso y monstruoso , al regresar a casa tambien ,

todos los dias , tenia que soportar como XXX, me torturaban ,usando los silbatos o pitidos que indicaban cierra de puertas del vagon justo donde yo estaba .

- Todos los dias , los fines de semana compraba los periodicos por la mañana , algunos dias entre diario no iba a clase y me iba a la facultad de periodismo (*la verdad es que la mayor parte de mi carrera universitaria me la chupe en la hemeroteca de la facultad de periodismo , a menudo creo que yo mas que pedagogia he estudado periodismo , es curioso como a menudo me identifico mas con la facultad de periodismo*) o bien cuando regresaba a casa y mi madre o mi padre traian el periodico del trabajo , todos los dias , absolutamente todos los dias , XXX me insultaba como si yo fuera un ser perro mezquino que mejor habria que matarlo , XXX estaba a favor de que yo fuera asesinado por el XXX , mientras el periodico XXX daba un buen empleo al hijo de Julio Anguita , XXX se ponia a favor de mi muerte. Salvo mi amiga XXX , a la que jure ante Dios dedicarla una poesia todos los dias , y ante Dios juro que lo hare , porque XXX es para mi lo que XXX salvo XXX , todas los periodistas de television incluso XXX , todos las cadenas de television XXX : Antena 3 , Telecinco... estaban a favor de mi muerte , dia y noche las cadenas de television hacian reportajes en los que indirectamente daban mensajes implicitos a favor de mi muerte . Los periodistas daban a entender a los españoles que era necesario que yo muriera XXX . Todas las cadenas de television implicitamente defendieron que yo debia ser asesinado por el XXX . En las cadenas de radio tambien se puso de modar estar a favor de mi asesinato . Algunos periodistas cuyo nombre no quiero recordar , todos los dias hacian programas de radio en donde implicitamente se ponia a la sociedad española a favor de asesinarme . Era como si todos los XXX se hubieran unido para defender mi asesinato. La sociedad XXX estaba realmente loca , todos los españoles parecia que se habian confubulado contra mi vida . *Mi vida se convirtio como aquella pelicula de Ed Harris del "Show de Thruman" , donde Thruman vive en una burbuja , en un programa de television , y cuuando Thruman despierta y conoce la verdad , todos el pueblo se pone a favor de matarle* . En mi caso , todos los perioristas XXX se pusieron a favor de matarme ,s alvo XXX que resistio al final , y espero que , al igual que los Premios Nobel en solidaridad con mis descubrimientos matematicos este año inaugura el Premio Nobel de Matematicas , si algun dia , los Premios Nobel me quieren ayudar , espero que se acuerden de XXX se jugo su carrera profesional por mi , mientras todos lso periodistas estaban a favor de asesinarme.

- A menudo , cuando salia a la calle a dar un paseo , para relajarme , y olvidar la pesadilla en que se habia convertido ,mi vida , salia a pasear por el barrio , y cada vez que los conductores de los autobuses urbanos de transporte publico pasaban junto a mi , hacian ruidos extraños , contra mi personal , como si fuera el ruido de abrir las puertas del autobus , etc . Todos los dias cuando al final queria escapar del infierno en que se habia convertido mi vida , eran los conductores de los autobuses XXX me torturaban haciendo ruidos cada vez que con sus autobuses cruzaban junto a mi cuando yo salia a dar un paseo para relajarme , y esto estuvo sucediendo durante todos los años que estuve estudiando mi carrera universitaria hasta hace

muy poco , de hecho hoy mismo al dar mi paseo matutino , XXX hacen ruidos contra mi cuando pasan cerca de mi al dar yo mis paseos para relajarme .

- Muchos dias , cuando el gobierno XXX era consciente de que , a pesar de todo lo que los periodistas XXX hicieran a favor de mi asesinato , cuando el gobierno español comprendia que la situacion de permanente tortura que estaba sufriendo por las noches con aumento de volumen para asesinarme no daba resultado , cuando el gobierno español comprendia que la tortura que me estaban aplicando los conductores de tren , METRO y autobuses interurbanos del transporte publico , en realidad no estaba haciendo ningune fecto , entonces , el XXX empezo a mnanipular mi ordenador para no se entendiera nada de lo que escribia , entonces cuando yo escribia en el ordenador mis teorias filosoficas unicamente aparecian un monton de erratas , y debido a las erratas que continuamente escribia a causa de la manipulacion XXX , hacia en mi ordenador para que yo no pudiera escribir , todos los periodistas utilizaban mis erratas para insultarme llamandome loco , mis propios profesores de universidad se reian de mi como si yo fuera un chimpance de feria , como si yo fuera un animal de circo del que estaban bien visto reirse , los periodistas XXX se aprovechan de las erratas que el gobierno español me provocaba manipulando el teclado de mi ordenador para asi justificar que nadie tenia que hacerme caso , que yo estaba abocado al fracaso . XXX y todos los periodistas españoles se lanzaron a defender mi asesinato todos los dias en sus periodicos de una forma implicita , yo realmente no siendo ninguna lastima por la muerte de ciertas personas cuando esas personas estaban a favor de mi asesinato , ***reconozco que he tenido mucha ayuda del ejercito americano en muchas ocasiones , a pesar de que estemos en bandos contrarios , aunque quiza , realmente el ejercito americano y yo estamos en el mismo bando pero bajo situaciones de presion diferentes .***

- Cuando el gobierno XXX habia logrado que la propaganda de los periodistas a favor de mi asesinato , tanto en la propaganda de XXX insultandome diciendo que yo era un perro que merecia morir como un perro de la perrera , o la propaganda de XXX que me insultaba de las formas mas discriminatorias , o cuando la propaganda de ciertos periodistas de radio habia realmente tenido una incidencia en la opinion publica española , entonces XXX me intetaba asesinar . Los intentos de asesinato con que XXX atento contra mi vida cuando los periodicos , las televisiones y las radios habian logrado que todos los XXX estuvieran a favor de mi asesinato , era normalmente con intentos de asesinato por medio de aparentar un accidente de trafico , y la verdad , si soy sincero , me converti en un experto en evitar accidentes de trarfico , yo ya he perdido la cuenta de cuantos intentos de asesinato he sufrido , porque , llego un momento que yo era capaz de evitar un asesinato sin darme cuenta unicamente respetando las señales detrafico cuando empezaba a notar algo extraño en el ambiente ¿ como yo era capaz de notar algo extraño en el ambiente?No lo se , si soy sincero , no lo se , yo en mi vida creo que vivido cosas que unicamente se pueden llamar milagros , si yo estoy vivo despues de todo lo que he pasado , ***solo el hecho de que yo siga con vida , esto para mi es el mayor ejemplo de que Dios me ama , porque realmente , vivir lo que yo he vivido y***

<u>ahora convertirme en la mayor promesa matematica del tercer milenio despues de Cristo , todo esto para mi es como si yo hubiera vivido un milagro despues de otro , para mi la vida es un cumulo de milagros encadenados que ni porque han ocurrido ni como , pero para mi ya no hay duda de que realmente Dios debe existir para que muchas de las cosas que a mi me han ocurrido hayan ocurrido , en mi vida han ocurrido cosas que no se pueden explicar logicamente , mas que con ayuda de Dios</u> XXX . Los intentos de asesinato que XXX intento contra mi vida eran a traves de emular accidentes de coche , por ese motivo nunca me he sacado el carnet de conducir , XXX , para asi yo en vista de la tortura que me provocaban los transportes publicos , entonces yo hubiera finalmente considerado el sacarme el carnet de conducir y asi yo usar el coche para desplazarme , de haberme sacado el carnet de conducir , en lugar de los transportes publicos . Pero no lo hice , y todavia sigo vivo . He perdido ya la cuenta de cuantos intentos de asesinato he evitado , si soy sincero , yo creo que yo sigo vivo porque Dios quiere que siga vivo , para mi , muchas de las cosas que me han ocurrido han sido simplemente milagros , no hay otra explicacion posible .

- Debido a la tension que estaba viviendo , tuve que reducir mis horas de estudio , por lo que , al reducir el tiempo que dedicaba a estudiar , empece a repetir cursos en la universidad , y los medios de comunicación , al ver que mis profesores me suspendian pero es que yo habia reducido mi tiempo dedicado al estudio , los medios de comunicación , XXX , XXX , television y radio , salvo XXX, empezaban a justificar que yo era un fracasado porque yo era un vago , yo era un maleante , yo era un alcoholico que fumaba hachis , etc etc etc ... la situacion era mas compleja todavia , porque mi propia familia no comprendia lo que estaba ocurriendo , y ante mi propia familia tenia que mentir diciendo que no estaba repetiendo cursos ni nada , que las cosas marcahaban fenomenal , y estuve mintiendo asi durante muchos años a mi propia familia , porque si yo le contaba la verdad a mi familia , cabia la posibilidad de que mi propio padre me hechara de casa . XXX mi ensayo sobre la Exploracion Espacial y los Exoplanetas . Mientras el sucio comunista de Julio Anguita tenia a su hijo trabajando para los judios liberales de XXXXXX XXX , el propio Julio Anguita mantenia a mi familia totalmente engañada , y los XXX liberales de XXX ponian a todos los XXX a favor de matarme ... esto que estoy diciendo es asi , y quien diga lo contrario esta mintiendo .

- Cuando tenia que orinar y hacer de vientre en el servicio , el XXX , hacia parpadear la luz del water , asi como tambien cuando ponia algo en el microhondas , torturandome no solo a mi asi sino a toda mi familia . El XXX estuvo poniendo a prueba estimulos acusticos condicionantes que condicionaran mi respuesta fisiologica de orina y de defecacion , mientras XXX me hacia todo tipo de insultos , como si yo fuera un perro que matar en la perrera.

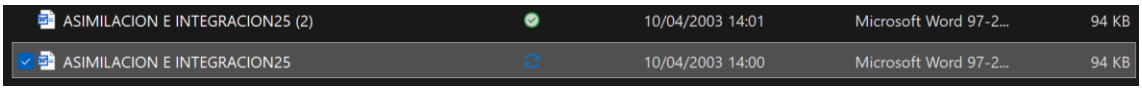
- Finalmente muchos dias XXXtras un agotador dia en que quizas tuve un intento de asesinato que logre evitar *gracias a mis cualidades extrasensoriales que todavia no sabia como controlar , provocandome todo tipo de situaciones paranormales en*

mis relaciones de amistad con mis amigas de la facultad , en un dia en donde los periodicos me habrian tratado como si yo fuera un un sucio perro que debia morir , tras toda la tortura que el XXX me provocaba en los oidos , tras toda la tortura que me provocaban los medios transporte publico , despues de un dia en que mis propios profesores me trataban como si yo fuera un ser insignificante y odioso , despues de todo el dia , cuando me iba a la cama a dormir , el XXX español experimentaba conmigo un ruido que han utilizado como un estimulo acustico condicionante de mi respuesta fisiologica de sueño y de eyaculacion orgasmica sexual , durante las noches sufria todo tipo de efectos , e incluso , durante la noche , todos los dias , de una forma u otra , intentaban asesinarme y provocarme el mayor daño posible .

XXX . Esta tarde , cuando termine los calculos matematicos que en este capitulo he de realizar (ya he corregido la errata de ayer , en donde donde en el punto 1.1) indique las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , cuando en el punto 1.1) de ayer debia indicar Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesfgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas) esta tarde hare XXX . Pero , antes de nada , quiero hacer una valoracion que sera la base de todas las valoraciones que haga : America necesita un cambio de gobierno , necesitamos un nuevo presidente americano democratico , necesitamos un nuevo presidente americano mas democratico en la esfera nacional americana , y necesitamos un nuevo presidente americano mas democrativa en la esfera internacional , necesitamos un nuevo presidente americano mas democratico para realizar la paz XXX . America necesita un presidente mas democratico. Esta misma tarde hare un analisis sobre la situacion creada tras la ocupacion americana de Irak .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad



(Capitulo 25)

1º) Integracion desde nodo intermedio de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empirics de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva

La integracion de las asimilaciones puestas en relacion con las estructuras prvias , en la modalidad no selectiva , permite crear asi una estructura de probabilidades inrtgradas , en donde , estas probabilidades integradas pueden ser utilizadas como probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , de esta forma , si el proceso de Aprendizaje Artificial entendido como Asimilacion e Integracion , en un sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial y de Afectividad Artificial , tal cual las teorias de Ausubel , o la teoria de Jean Piaget como asimilacion y acomodacion , se puede replicar en un modelo matematico para la asimilaciones de informaciones ambientales en forma de niveles de probabilidades , en donde los niveles de probabilidad asimilados en el Aprendizaje Artificial , sean asi niveles de probabilidad de informaciones a aprender en un procesamiento significativo de la informacion , en el cual , el procesamiento de la asimilacion de la informacion a aprender es la primera etapa del computo global del procesamiento de la informacion en Aprendizaje Artificial , en donde posteriormente , las informaciones asimiladas en formas de indices de probabilidad , se puedan integrar con las estructuras previas , en las cuales asi las

informaciones asimiladas en el procesamiento significativo de la informacion basado en Aprendizaje Artificial , al intetgrarse con las estructuras previas , entonces , de la integracion de la informacion asimilada en relacion a las estructuras previas , de esta misma integracion surge asi pues una estructura integrada en donde los niveles de probabilidad al que se asocien las diferentes informaciones integradas , sean niveles de probabilidad de aprendizajes primero asimilados y despues integrados , asi como niveles de probabilidades de estructuras previas despues inrtegradas con las asimiladas , en donde estos niveles de probabilidad integrados , surgidos de la integracion de las estructuras previas con las asimiladas , puedan ser niveles de probabilidad utilizables como si fueran probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , de forma que , asi las estructuras previas asociadas a unos niveles de probabilidad que se han integrado con las asimilaciones , la nueva probabilidad integrada que obtenga , sea una probabilidad de dicha estructura previa ahora integrada , cuya probabilidad se pueda utilizar como una probabilidad de sesgo interno para la toma de decisiones , e igualmente , la probabilidad de la informacion asimilada al integrarse con las estructuras rpevias , al obtenerse asi de la informacion asimilada una nueva probabilidad integrada fruto de dicha integracion con las estructuras previas , sea asi esta nueva probabilidad integrada asociada a la informacion asimilada e integrada con las estructuras previas , una probabilidad integrada de la asimilacion pertinente que se pueda utilizar como una probabilidad de sesgo interno para la toma de decisiones . De esta forma , un sistema artificial dotado igualmente tanto de Afectividad Artificial como de Inteligencia Artificial , que disponga de un procesamiento significativo de la informacion en forma de Aprendizaje Artificial por medio del proceso de dos etapas diferentes pero contiguas , de Asimilacion e Integracion , es un sistema que por medio del Aprendizaje Artificial podra aumentar su capacidad de toma de decisiones , tanto en un sentido cualitativo como un sentido cuantitativo , ya que , la capacidad de toma de decisiones del sistema artificial dotado de Inteligencia Artirficial y Afectividad Artificial , es una capacidad de toma de decisiones que se vera perfeccionada por medio del Aprendizaje Artificial , ya que el Aprendizaje Artificial permitira un aumento de las informaciones asociadas a niveles de probabilidad de sesgo interno a partir de las cuales adoptar decisiones inteligentes . Al aumentar el numero de informaciones internas dentro del sistema artificial asociadas a probabildiades de sesgo interno , entonces el sistema artificial dispondra de mayor cantidad de informaciones , en formas de probabilidad de sesgo interno , a partir de las cuales determinar su decision ultima , ya que toda decision en ultima instancia depende de los niveles de informacion que tengamos sobre el objeto de la decision . Las decisiones mas correctas son aquellas que normalmente se adoptan a partir de obtener cuanta mas informacion del objeto de la decision . Normalmente las decisiones que carecen de informacion suficiente para realizar son decisiones que suelen estar repletas de ciertas carencias , y la carencia de informacion puede afectar gravemente de forma perjudicial a la decision a adoptar en una situacion dada . La

carencia de informacion la podemos asi en cierta forma reducir , a traves de utilizar Intuicion y Probabilidad , es decir , a traves de un mecanismo probab le de Intuicion y Probabilidad una situacion de informacion insuficiente e insignificante , es una informacion insuficiente e insignificante que se puede utilizar para un proceso intuitivo por medio de la Intuicion y Probabilidad , de manera que a partir de escasa informacion podemos desarrollar la intuicion matematica como sustituto a la informacion necesaria que no se dispone , en un caso de tener unicamente informacion insuficiente e insignificante . Ahora bien , por el contrario , en Asimilacion e Integracion debemos estimar que cualquier tipo de carencia intelectual en un sistema artificial unicamente se puede suplir por medio del Aprendizaje Artificial , es decir , el aprendizaje es el metodo mas eficaz para evitar situaciones de carencia de informacion , ya que se puede asimilar informacion adicional aprendiendo dichas informaciones , para la toma de decisiones convenientes , en procesamiento significativo de la informacion para toma de decisiones , en donde a traves de la Asimilacion e Integracion toda informacion asimilada e integrada , sea una informacion aprendida según un nivel de probabilidad de sesgo interno que sea asi una probabilidad de sesgo interno para mejorar y perfeccionar la toma de decisiones artificial , dentro de la capacidad decisional de la Inteligencia Artificial y de la Afectividad Artificial , en donde por tanto se desprende que , la capacidad de decision depende de la capacidad de aprendizaje , en donde , a mayor capacidad de aprendizaje entonces mayor capacidad de decision , en donde , un sistema de Inteligencia Artificial con una gran capacidad de Asimilacion e Integracion tendra una gran capacidad de toma de decisiones , en donde , a mayor capacidad de toma decisiones mayor eficacia y eficiencia en la gestion de la capacidad decisional en las reas de trabajo en que se encuentre dicho sistema de Inteligencia Artificial . Las informaciones a asimilar e integrar como Aprendizaje Artificial , son informaciones que se pueden recoger a traves de : sistemas de recogida de informacion por medio de sensores artificiales , o sistemas de recogida de informacion por medio de receptores de informacion , por los cuales , otros sistemas artificiales puedan enviar informaciones que sean recibidas por otros sistemas artificiales que las puedan procesar significartivamente mediante Asimilacion e Integracion , lo cual , dicho aprendizaje receptivo tambien podria dar paso a comunicaciones entre sistemas artificiales , y de la comunicación entre sistemas artificiales podria darse la comunicación de experiencias , y la transmision entre los sistemas artificiales de sus propias experiencias , lo cual podria generar una cultura de los propios sistemas artificiales dotados de Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial . La integracion de las asimilaciones se puede hacer en dos modalidades , ya bien en la modalidad de integrar la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , o ya bien en la segunda modalidad que sera la integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva . Dentro de la primra modalidad citada , que es la primera modalidad abordada en este ensayo de Integracion y Probabilidad , como

segunda parte de Asimilacion e Integracion , la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , se puede hacer de las siguientes formas : integracion desde nodo superior , integracion desde nodo intermedio , integracion desde nodo inferior . En los capitulos vigesimo , vigesimo primero y vigesimo segundo , desarrolla integracion en la modalidad no selectiva por medio del Metodo Porcentual de Integracion en primer lugar , y despues , a traves de una serie de ajustes y modificaciones , mi descubrimiento del Metodo de Probabilidad Porcentual que es en mi opinion el que pasara a la historia sin lugar a dudas como el mas optimo para la integracion matematematica desde nodo superior . La integracion desde nodo intermedio la llevo desarrollando desde el capitulo vigesimo tercero , vigesimo cuarto y este capitulo vigesimo quinto . La integracion desde nodo inferior la desarrollare , desde el proximo capitulo de mañana , vigesimo sexto , y durante los capitulos vigesimo septimo y vigesimo octavo . En este capitulo asi pues termino la integracion desde nodo intermedio , en donde , para calcular los Nodos Inferiores Integrados desde integracion en nodo intermedio , se utiliza el Metodo de Probabilidad Porcentual , a partir de que los Nodos Intermedios Integrados son en esencia una probabilidad empirica . Y en la integracion desde nodo intermedio de los Nodos Superiores Integrados , se necesita primero calcular el Nodo Superior Integrado Unico del cual despues obtener la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado , y en segundo lugar tambien es conveniente estimar el Nodo Superior Integrado Relativo , del cual despues obtener la Probabilidad Porcentual del Nodo Relativo Integrado . Asi pues , antes de pasar en el proximo capitulo de mañana a la integracion desde nodo inferior , en este capitulo vigesimo quinto , terminara la integracion desde nodo intermedio , realizando la : integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . En este caso unicamente desarrollare la tecnica sobre los nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico , ya que de lo contrario , podria utilizar mas tiempo del imprescindible , y el proximo dia 1 de mayo quiero empezar mi proximo ensayo : Teoria General de Probabilidad Imposible . De todas formas , da igual si el nodo intermedio se ha obtenido por el metodo geometrico o el metodo aritmetico , lo importante no es con que tecnica se haya obtenido el nodo intermedio , lo mas importante es que tanto si se usan nodos intermedios obtenidos con el metodo aritmetico como con el geometrico , el analisis del procesamiento de integracion de la informacion es exactamente la misma

1.1)Integracion de los nodos intermedios , en la integracion desde nodos intermedio de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidade Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . Con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo intermedio	Nodo Intermedio Integrado
Aseo e higiene	0,4796	**0,4796:2=0,2398**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,1693	**0,1693:2=0,0846**
Comportamiento etico-moral	0,3509	**0,3509:2=0,1754**
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2778	**0,2778:2=0,1389**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,3509	**0,3509:2=0,1754**
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,3712	**0,3712:2=0,1856**
	1+1=2 (si el sumatorio no se ajusta a 2 del todo , es por culpa del error acumulado por truncamiento decimal , en teoria el sumatorio deberia ser igual a dos)	

1.2) Nodo Superior Integrado Unico , con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Integrado	1ªtanda	2ªtanda	3ªtanda	4ªtanda	Nodo Superior Integrado Unico
Aseo e higiene	**0,4796:2= 0,2398**	(0,2398+ 0,0846):2 = 0,1622	(0,1622+ 0,13):2= 0,1461	(0,1461+ 0,1435):2 = 0,1448	(0,1448+ 0,1503):2 = 0,1475	**(0,1475+ 0,1566):2= 0,152**
Correlacion comporta-miento con clima	**0,1693:2= 0,0846**	(0,0846+ 0,1754):2 = 0,13	(0,13+ 0,1571):2 = 0,1435	(0,1435+ 0,1571):2 = 0,1503	(0,1503+ 0,1629):2 = 0,1566	
Comporta-miento etico-moral	**0,3509:2= 0,1754**	(0,1754+ 0,1389):2 = 0,1571	(0,1571+ 0,1571):2 = 0,1571	(0,1571+ 0,1688):2 = 0,1629		
Yolanda se viste y se pone guapa	**0,2778:2= 0,1389**	(0,1389+ 0,1754):2 = 0,1571	(0,1571+ 0,1805):20 0,1688			
Yolanda saluda al acudir a trabajar	**0,3509:2= 0,1754**	(0,1754+ 0,1856):2 = 0,1805				
Conceptos morales trabajo Yolanda	**0,3712:2= 0,1856**					

Creo que es importante destacar que : el Nodo Superior Integrado Unico obtenido en la integracion desde nodo intermedio en , la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva es igual a 0,152, siendo igualmente del midmo modo 0,152 el Nodo Superior Integrado Unico obtenido en la integracion desde nodo intermedio en , la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio d Sesgo Minimo de ujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . Realmente , como estos descubrimientos matematicos que , yo mismo estoy haciendo , todavia son muy recientes , y tengo que elaborarlos mucho mas en Teoria General de la Probabilidad Imposible , realmente que a ciencia cierta , de momento no se si este tipo de coincidencias son realmente significativas o se trata de simples coincidencias , no en vano , quiero resaltarlo por si , en las futuras aplicaciones que se hagan de mis descubrimientos matematicos , el dia que se reconozcan mis descubrimientos , este tipo de circunstancias pudieran despertar la atencion de la ciencia .

1.3) Nodo Superior Integrado Relativo , con el metodo aritmetico

Muestra de asimilaciones no selectivas	Nodos Intermedios integrados	1ª tanda	Nodo Superior Integrado Relativo
Aseo e higiene	**0,4796:2=** **0,2398**	(0,2398+ 0,0846):2= 0,1622	**(0,1622+ 0,13):2=** **0,1461**
Correlacion comporta-miento con clima	**0,1693:2=** **0,0846**	(0,0846+ 0,1754):2= 0,13	
Comporta-miento etico-moral	**0,3509:2=** **0,1754**		
Muestra previa no selectiva	Nodos Intermedios Integrados	1ª tanda	Nodo Superior Integrado Relativo
Yolanda se viste y se pone guapa	**0,2778:2=** **0,1389**	(0,1389+ 0,1754):2= 0,1571	**(0,1571+ 0,1805):20** **0,1688**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	**0,3509:2=** **0,1754**	(0,1754+ 0,1856):2= 0,1805	
Conceptos morales trabajo Yolanda	**0,3712:2=** **0,1856**		

1.4) Probabilidad Porcentual Nodo Superior Promedio Integrado , con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo superior no integrado	Promedio nodo superior no integrado multiplicado por 100 , y resultado dividido entre nodo superior no integrado	**Probabilidad Porcentual Nodo Superior Promedio Integrado** **Nodo Superior Integrado Unido =** **0,152**
Muestra de asimilaciones no selectiva	0,2922	(0,3149x100):0,2922= 107,76	**(107,76x0,152):100=** **0,1638**
Muestra previa no selectiva	0,3376	(0,3149x100):0,3376= 93,276	**(93,276x0,152):100=** **0,1417**
Total	0,6298		
Promedio	0,6298:2=0,3149		

1.5) Probabilidad Porcentual Nodo Superior Relativo Integrado , con el metodo aritmetico

Sujto u Opcion	Nodo superior no integrado	Nodo Superior Integrado Relativo	Nodo Superior no integrado multiplicado por 100 y dividido entre promedio de sumatorio Nodos Superiores Integrados Relativos	**Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Integrado Relativo**
Muestra de asimilaciones no selectivas	0,2922	0,1461	(0,2922x100): 0,1574= 185,64	**(185,64x0,1461)** **:100=** **0,2712**
Muestra previa no selectica	0,3376	0,1688	(0,3376x100): 0,1574= 214,48	**(214,48x0,1688)** **:100=** **0,362**
Sumatorio		0,3149		
Total		0,3149:2=0,1574		

1.6) Nodos Inferiores Integrados , con el Metodo de Probabilidad Porcentual

Sujeto u Opcion	Nodo inferior no integrado	Porcentaje nodo inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado**
Labarse las manos	0,4565	(0,4565x100):0,4796= 95,183	**(95,183x0,2398):100 =** **0,2282**
Labarse la cara	0,3043	(0,3043x100):0,4796= 63,448	**(63,448x0,2398):100 =** **0,1521**
Cepillarse los dientes	0,1521	(0,1521x100):0,4796= 31,713	**(31,713x0,2398):100 =** **0,076**
Ducharse	0,0869	(0,0869x100):0,4796= 18,119	**(18,119x0,2398):100 =** **0,0434**
Haya rocio en las plantas	0,0856	(0,0856x100):0,1693= 50,561	**(50,561x0,0846):100 =** **0,04277**

El termometro marca 0º	0,0877	(0,0877x100):0,1693= 51,801	**(51,801x0,0846):100 =** **0,0438**
Haya nubes por la mañana	0,0817	(0,0817x100):0,1693= 48,257	**(48,257x0,0846):100 =** **0,0408**
Haya nubes por la tarde	0,0877	(0,0877x100):0,1693= 51,801	**(51,801x0,0846):100 =** **0,0438**
Llueva	0,0817	(0,0817x100):0,1693= 48,257	**(48,257x0,0846):100 =** **0,0408**
Silvia lleve anorak	0,0862	(0,0862x100):0,1693= 50,915	**(50,915x0,0846):100 =** **0,043**
Silvia riega las plantas	0,0862	(0,0862x100):0,1693= 50,915	**(50,915x0,0846):100 =** **0,043**

Silvia llega paraguas	0,0801	(0,0801x100):0,1693= 47,312	**(47,312x0,0846):100=** **0,04**
Encender calefaccion	0,0852	(0,0852x100):0,1693= 50,324	**(50,324x0,0846):100=** **0,0425**
Silvia llega guantes	0,0852	(0,0852x100):0,1693= 50,324	**(50,324x0,0846):100=** **0,0425**
Silvia recicla	0,14	(0,14x100):0,3509= 39,897	**(39,897x0,1754):100=** **0,0699**
Acudir manifestacion paz en Irak	0,0199	(0,0199x100):0,3509= 5,6711	**(5,6711x0,1754):100=** **0,0099**
Esperar semaforo en rojo	0,2999	(0,2999x100):0,3509= 85,465	**(85,465x0,1754):100=** **0,1499**

Ayudar mujer invalida	0,0799	(0,0799x100):0,3509= 22,77	**(22,77x0,1754):100=** **0,0399**
Dar las gracias	0,46	(0,46x100):0,3509= 131,09	**(131,09x0,1754):100=** **0,2299**
Blusa blanca	0,1866	(0,1866x100):0,2778= 67,17	**(67,17x0,1389):100=** **0,0932**
Blusa violeta	0,1466	(0,1466x100):0,2778= 52,77	**(52,77x0,1389):100=** **0,0732**
Falda azul	0,1866	(0,1866x100):0,2778= 67,17	**(67,17x0,1389):100=** **0,0932**
Falda amarilla	0,1466	(0,1466x100):0,2778= 52,77	**(52,77x0,1389):100=** **0,0732**
Pintarse labios y pestañas	0,1666	(0,1666x100):0,2778=	**(59,97x0,1389):100=**

		59,97	**0,0832**
Hacerse un moño	0,1666	(0,1666x100):0,2778= 59,97	**(59,97x0,1389):100=** **0,0832**
Saludar jefe de seccion	0,29	(0,29x100):0,3509= 82,64	**(82,64x0,1754):100=** **0,1449**
Saludar controlador aereo	0,18	(0,18x100):0,3509= 51,29	**(51,29x0,1754):100=** **0,0899**
Saludar piloto avion	0,23	(0,23x100):0,3509= 65,54	**(65,54x0,1754):100=** **0,1149**
Saludar compañeras	0,2	(0,2x100):0,3509= 56,99	**(56,99x0,1754):100=** **0,0999**
Saludar conserje	0,1	(0,1x100):0,3509= 28,49	**(28,49x0,1754):100=** **0,0499**
Mujeres y niños primero	0,4	(0,4 x100):0,3712= 107,75	**(107,75x0,1856):100=**

			0,1998
Tratar educadamente pasajeros	0,17	(0,17x100):0,3712= 45,79	**(45,79x0,1856):100= 0,0849**
No usar violencia	0,2	(0,2 x100):0,3712= 53,87	**(53,87x0,1856):100= 0,0999**
Atender necesidades pasajeros	0,23	(0,23x100):0,3712= 61,96	**(61,96x0,1856):100= 0,1149**

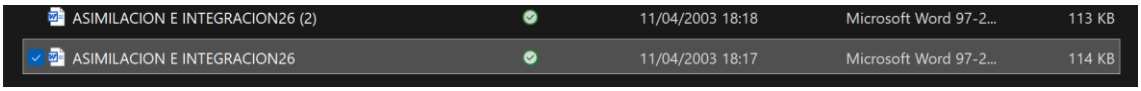
El Aprendizaje Artificial es matematicamente posible por medio de la Asimilacion e Integracion , por la cual se pueda implementar un programa artificial para aumentar los conocimientos que un sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial posea , de manera que , los conocimientos a aprender se puedan asimilar , y despues se puedan integrar a los conocimientos propios e internos del sistema , y de esta integracion de los nuevos conocimientos con los previos , surjan probabilidades asociadas en la integracion , en donde las probabilidades de la integracion de los conocimientos sirvan como probabilidades de ssgo interno para la toma de decisiones , y aumento de la capacitacion del aprendizaje como forma de aumento de la capacitacion decisional . Si normalmente se suele atribuir como cualidad propia y caracteristica de la inteligencia humana la cualidad del aprendizaje , como uan cualidad fundamental en la inteligencia humana , al igual que tambien se suele atribuir como una cualidad propia y caraceristica de la inteligencia humana la cualidad de toma de decisiones , entonces , es posible que la capacidad decisional humana este

muy relacionada con la capacidad de aprendizaje , es decir , un ser humano inteligente es aquel que es capaz de aprender y en funcion de los aprendizajes desarrollar decisiones correctas , y si esto es asi , entonces , es posible que la Inteligencia Artificial y la Afectividad Artificial insertadas en un sistema artificial , tambien pudieran desarrollar una mayor capacitacion decisional , y una mayor capacitacion en el aprendizaje que le permitiera asimilar e integrar , es decir , e permitiera hacer un procesamiento sgnificativo de la informacion aprendida , si estos dispositivos dotados de sistemas artificiales de Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , pudieran crear sus propios aprendizajes , autonomamente e independientemente de cualquier intervencionismo humano , libre de la accion humana , por las cuales , se diera en proporcion directa , una mayor capacitacion decisional en funcion de una mayor capacitacion del aprendizaje , en donde , esta mayor capacitacion en el aprendizaje , entendido como procesamiento signitivo de la informacion , se pudiera desarrollar utilizando como sistema de aprendizaje significativo la Asimilacion y la Integracion , como un sistema de Aprendizaje Artificial , en el cual , tras una primera etapa de asimilacion de los nuevos conocimientos a aprender , que han podido ser conocimietos relativos a informaciones recogidas a traves de sesnsores artificiales o sistemas de recepcion de informacion de otros sistemas artificiales que emitan dicha informacion , estas informaciones que se puedan registrar y codificar , y convertirse en conocimientos asociados a una probabilidad de asimilacion , finalmente despues pasen a formar parte de un proceso de integracion , en donde estos conocimientos asociados a niveles de probabilidad se puedan integrar con los conocimientos previos del sistema artificial , de manera que de la integracion de los nuevos conocimientos con los conocimientos anteriores , puedan surgir probabilidades integradas asociadas a los diferentes conocimientos , y estas probabilidades integradas puedan ser utilizadas como probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones . La integracion se puede realizar , ya bien en la modalidad no selectiva , o en la modalidad selectiva . Dentro de la modalidad no selectiva la integracion se puede hacer desde nodos superiores , desde nodos intermedios , y desde nodos inferiores . En el caso de hacerse desde nodos superiores , entonces los Nodos Superiores Integrados se obtienen de una simple probabilidad empirica , y despues por Metodo Probabilidad Porcentual se obtienen los restantes nodos integrados . En la integracion desde nodos intermedios , los Nodos Intermedios Integrados se obtienen a traves de una probabilidad empirica , y despues con el Metodo de Probabilidad Porcentual se obtendrian los Nodos Inferiores Integrados , y para calcular los Nodos Superiores Integrados , primero se calcula el Nodo Superior Integrado Unico del cual despues obtener la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado , y tambien , se puede calcular , en otra integracion diferente , el Nodo Superior Integrado Relativo de los cuales obtener las Probabilidades Porcentuales de Nodos Superiores Relativos Integrados . En el capitulo de hoy vigesimo quinto , he realizado la integracion desde nodos intermedios , para la integracion de la estructura de Inteligencia en Arbol de las

asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , obteniendo , curiosamente o coincidentemente , como Nodo Superior Integrado Unico una probabilidad de " 0,152" , la misma que obtuve en la integracion desde nodo intermedio , en el capitulo vigesimo cuarto precedente , al integrar , la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , en donde tambien en el capitulo vigesimo cuarto obtuve como Nodo Superior Integrado Unico "0,152" , quiza seste tipo de coincidencias en realidad unicamente sean coincidencias , sin embargo , tambien es muy probable que estas coincidencias puedan despertar el interes de la ciencia durante este siglo XXI , y durante este tercer milenio despues de Cristo , porque , mi proposito es convertir a la Probabilidad Imposible en el fundamento matematico de este siglo y de este milenio , el dia que se reconozcan internacionalmente mis descubrimientos matematicos realizados . En el proximo capitulo vigesimo sexto , y durante los capitulos vigesimo septimo y vigesimo octavo desarrollare la integracion desde nodo inferior de las Inteligencias en Arbol de asimilaciones no selectivas en relacon a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidadd



(Capitulo 26)

XXX me tortura usando psicologia sovietica , el XXX pretende condicionar mis respuestas fisiologicas de sueño y eyaculacion orgasmica sexual a una serie dde estimulos condicionantes acusticos , asimismo tambien el XXX me quiere asesinar aumentanddo el volumen de los ruidos con que me tortura , y el XXX torturamdome pretende quye yo no pueda continuar con mi obra cientifica y poetica . Cuando escribo poesia o de alguna otra materia me pone ruidos cada vez que doy una tecla . Si la comunidad internacional me quiere ayudar , XXX , una de las formas con que la comunidad internacional me puede ayudar a mi mismo XXX , es que la comunidad internacional sea comprensiva si yo tengo alguna incorreccion al escribir , y por favor ruego a la comunidad internacional que proteja la seguridad de mis descubrimientos matematicos , y proteja la seguridad de mi familia . Espero que la sociedad americana no me guarde rencor algun dia , y espero que tambien la sociedad americana coopere para mejorar la situacion de XXX como mejorar la situacion de mi mismo .

1º) Integracion desde nodo inferior

Las estructuras integradas , a partir de la puesta en relacion de las estruccturas asimiladas en funcion de las estruccturas previas , da lugar asi , a una integracion en el cual , la nueva estructura asimilada presenta una serie de probabilidades de sesgo interno asociadas a las informaciones integradas , unas informaciones integradas que han podido ser ya bien asimiladas , o han podido ser ya bien previas , pero que en el mismo instante de la integracion matematica , las probabilidades de los

conocimientos asimilados como las probabilidades de los conocimientos previos , pasan a ser probabilidad homogeneizadas en el proceso de integracion , de manera que la integracion permite una homogeneizacion de las probabilidades de los conocimientos previos y los asimilados siendo asi la base de un aumento de la capacidad decision , un aumento producido por la integracion de nuevas probabilidades de sesgo interno asimiladas del medio ambiente e integradas con las previas , que ademas permite que los niveles de probabilidad de sesgo interno asimilados , al integrarse con los previos , mantengan una estructura congruente , coherente , en el cual la jerarquizacion de las decisiones posibles en funcion de los diferentes niveles de probabilidades de sesgo interno para cada decision a adoptar , permite asi que la decision que se adopte pueda estar bien discriminada y diferenciada . Es decir , el proceso de integracion de las asimilaciones en relacion a las estructuras previas , es en esencia un proceso en el cual se produce una diferenciacion progresiva , usando terminologia de mi colega Ausubel , y tambien se produce un proceso de reconciliacion cognitiva , en el caso de haberse producido algun tipo de contracicion conceptual entre difernetes conocimientosd , ya bien asimilados o ya bien previos . Dentro de la teoria del aprendizaje significativo elaborada por Ausubel , a diferencia de Jean Piaget , lo que se puede encontrar , es que Ausubel si estructura de forma muy detallada el proceso del aprendizaje , mientras que Jean Piaget por el contrario , hace una descripcion mas bien amgigua , en funcion de reducrlo a simple asimilacion y acomodacion . La principal diferencia entre la teoria de Ausbel y Piaget , es que Piaget presta mucha mas atencion al proceso de la genesis del conocimiento dentro del marco de la psicologia evolutiva , es decir , Piaget da mucha importancia al proceso por el cual , desde la primera etapa sensoriomotora el niño evoluciona a la segunda etapa preoperatoria concreta , despues a la operatoria concreta y por ultimo a la etapa formal . Esta evolucion de la genesis del conocimiento en diferentes etapas es la base principal de la teoria de Jean Piaget , en base al proyecto HEAD , y en base a las propias observaciones que pudo anotar Piaget , es decir , Jean Pigat si comprende el proceso por el cual se produce la genesis del conocimiento en el ambito de la psicologia evolutiva , pero en mi opinion , lo que es el proceso de aprtendizaje significativo unicamente se encuentra bien detallado en la obra de Ausubel que se centra en describir los mecanismos , tanto de integrador prvio , nivel de relevancia ,etc en donde es mucho mas facil poder hacer una simbiosis en programas de modificacion de la inteligencia entre la teoria de Ausubel y la teoria de Vigotski de la Zona de Desarrollo Proximo , que hacer algun tipo de simbiosis entre la teoria de Ausubel y la teoria de Piaget . De hecho , como he explicado en otros momentos de este mismo ensayo , la teoria de la Zona de Desarrollo Proximo de Vigotski , es una teoria que puede ser aplicada a modelos de modificacion de Inteligencia Artificial , en la medida que la teoria de Vigotski no acepta al determinismo biologico de Jean Piaget , y debido a que un sistema cibernetico ,estos sistemas ciberneticos de Inteligencia Artificial no dependen del factor organico para su funcionamiento , este tipo de programas de

modificacion de la Inteligencia Artificial y de la Afectividad Artificial , han dfe ser sistemas que deberan estructurarse a partir de marcos teoricos que no se fundan sobre el determinismo biologico de la inteligencia humana , es decir , la teoria de Jean Piaget no es una teoria adecuada para ser utilizada en programas de Inteligencia Artificial o de Afectividad Artificial , mientras que sin embargo , si se puede observar que la teoria de Vigotski de la Zona de Desarrollo Proximo , y la teoria de Ausubel del aprendizaje significativo , son , ambas teorias , de Vigotski y Ausubel , teorias cientificas en el marco de la psicologia del aprendizaje conceptual (es decir , no basadas en aprendizaje condicional) , que se pueden utilizar en programas de modificacion de la inteligencia en Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial . En el caso de la teoria de Ausubel , que es la teoria en la cual mas me he centrado en este ensayo como se puede apreciar en la dinamica general de jerarquizacion conceptual de aprendizajes según nivel de abstraccion , como conocimientos mas superiores , o nivel de abstraccion , como conocimientos inferiores , en la estructuracion en nodos de la Inteligencia en Arbol , ya sea la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones , en la modalidad selectiva como no selectiva , o en la Inteligencia en Arbol previa , ya sea en la modalidad no selectiva , como ya despues trabajare en la modalidad selectiva , este tipo de estructuracion jerarquica del aprendizaje según niveles conceptuales del Aprendizaje Artificial , en el procesamiento significativo de la informacion , en las etapas de Asimilacion e Integracion , es un proceso que tambien se da en un marco de diferenciacion progresiva y reconcialiacion integradora . Una de las principales virtudes que tiene la integracion desde el nodo superior , en esta modalidad no selectiva , y desde el nodo intermedio , ya sea bien en el caso en la integracion desde nodo superior utilizando especialmente el Metodo de Probabilidad Porcentual , como en el caso del nodo intermedio incluyendo tambien la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado , y la Probabilidad Porcentual de Nodo Relativo Integrado , asimismo tambien en el analisis , que hoy mismo realizare a partir de la integracion desde nodo inferior , a partir de calculo de probabilidades empiricas integradas teniendo en cuenta el sumatorio de todos los nodos inferiores a integrar como segundo factor del cociente para el calculo en cada cociente de la respectiva probabilidad empirica integrada del Nodo Inferior Integrado , en todas estas formas de integracion : integracion desde nodo superior , integracion desde nodo intermedio , integracion desde nodo inferior ; en donde se pone en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , tanto la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las codificaciones de las muestras individualmente sin correlaciones , o bien la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , o tambien la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en todos estos casos , al realizarse la integracion , tanto desde el nodo superior , como desde el nodo intermedio , como desde el nodo inferior

como hoy explicare , dentro de la modalidad no selectiva , lo que estamos haciendo es un proceso de diferenciacion progresiva , y un proceso de reconcialiacion integradora . Al jerarquizarse las probabilidades de sesgo interno de los conocimientos asimilados en relacion a las probabilidades de sesgo interno de los conocimientos previos en el proceso de integracion , esta integracion es en definitiva un proceso de jerarquizacion , la integracion tiene la virtud de jerarquizar de nuevo las probabilidades de sesgo interno asociadas a cada informacion con objeto de que , a partir de esta jerarquizacion de las probabilidades de sesgo interno que se produce en el proceso de la integracion , cualquier decision que el sistema artificial deba adoptar en funcion de dichas probabilidades de sesgo interno jerarquizadas en la integracion , sea una decision bien diferenciada , y bien discrminada , una decision bien elegida , según las jerarquias de probabilidades de sesgo interno presentes en el proceso de integracion realizado tras la asimilacion . Las probabilidades de sesgo interno lo que hacen es jerarquizas conocimientos : en el proceso de asimilacion de conocimientos como primera etapa del Aprendizaje Artificial , la asimilacion lo que hace es , en el mismo proceso de codificacion de la informacion como probabilidad empirica de registro , siendo el registro igual al cociente de numero de observaciones dividido entre tiempo de observacion , según el nivel de codificacion , es decir , según el nivel de probabilidad empirica de registro , este nivel de registro termina siendo el factor determinante en la codificacion de forma jerarquica de las informacions aprendidas en la asimilacion conceptual realizada en esta primera etapa . La probabilidad empirica es en definitiva un sistema que permite jerarquizas conocimientos al poner una frecuencia o posicion en funcion del numero de frecuencias totales , o en funcion del numero de posiciones totales . La probabilidad empirica es en si misma un sistema de jerarquizacion de los sujetos u opciones de la muestra en que se calcule . Asi pues cabe la posibilidad de poder jerarquizar los conocimientos que se asimilan en las codificaciones de la asimilacion , pero ademas , otra forma de jararquizar las asimilaciones , es por medio de , si las codificaciones entre si pueden mantener algun tipo de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , o las codificaciones entre si pueden mantener algun tipo de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , estas correlaciones tambien se pueden convertir en jerarquias probabilisticas a traves de la utilizacion de la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , y la Probabilidad Empirica de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , de forma que , estas probabilidades empiricas de correlacion puedan ser usadas tambien como sistemas de jararquizacion correlacionales en la asimilacion . Es decir , la asimilacion es en definitiva un sistema de jerarquizacion de los conocimientos a aprender en el proceso del Aprendizaje Artificial entendido como Asimilacion e Integracion , en el cual por tanto , esta jerarquizacion tambien seria posible ser usado como un sistema de probabilidades de sesgo interno , ahora bien , el problema de usarse las codificaciones de la asimilacion , o el problema de usarse las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de

Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , o el problema de usarse las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , como si fueran por si mismas una serie de probabilidades de sesgo interno , es que , si estas asimilaciones citadas se usaran directamente como probabilidades de sesgo interno es muy posible que en la toma de decisiones finalmente se produjeran una serie de problemas en la diferenciacion conceptual de las jerarquizaciones , en donde el sistema artificial deberia atender a dos jerarquias : la jerarquia de las probabilidades de la estructura previa , y la jerarquia de las probabilidades de las asimilaciones ; la creacion de dos jerarquias paralelas para la toma de decisiones , puede producir una contradiccion conceptual en la toma de decisiones ya que podrian producirse una serie de contradicciones entre la decision a adoptar el sistema artificial de utilizar la jerarquizacion de las asimilaciones según la jerarquizacion previa , de igual modo que tambien podrian surgir contradicciones entre una decision adecuada según la jerarquia previa en funcion de la jerarquia asimilada . Es decir , la creacion de dos jerarquias decisionales probalisticas fundadas en la probabilidad de sesgo interno puede provocar una contradiccion conceptual , y puede hacer que el sistema artificial no tenga de forma clara y distinta cual es la mejor decision a adoptar , y la mejor forma de evitar este problema , la mejor forma de impedir que una decision no sea clara y distinta en el sistema artificial , es haciendo que el sistema jerarquico de las asimilaciones se integre al sistema jerarquico de la estructura previa , por medio de , integrar las probabilidades de sesgo interno de las asimilaciones en relacion a las probabilidades de sesgo interno de la estructura previa . La integracion de las probabilidades de las asimilaciones en relacion a las probabilidades de la estructura previa , es un metodo mediante el cual , el sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial y de Afectividad Artificial tendra asi un sistema de clarificacion conceptual de las asimilaciones en funcion de la estructura previa para la toma de decisiones , en donde pudieran surgir problemas conceptuales . La integracion de las asimilaciones en relacion a la estructura previa es un proceso de reconcialiacion integradora , y es tambien la integracion un proceso de diferenciacion progresiva , ya que los conocimientos asociados a probabilidades de sesgo interno al integrarse , esta integracion permite diferenciar los diferentes matices en las informaciones según diferencias de probabilidad , es decir , un conocimiento que se diferencie en algun matiz con respecto de otro conocimiento , puede ser una diferencia de matiz entre conocimienos que se pueda expresar en diferencias de probabilidad a la hora de tomar decisiones . A menudo cuando debemos tomar una decision , entre una opcion y otra opcion unicamente se aprecian diferencias de matiz , estas diferencias es dificil poderarlas en la toma de la decision , dado que , a menudo los matices se consideran tan insignificantes en relacion a la totalidad global del objeto material de la decision , que a menudo se tienden a despreciar los matices , ya que los matices se creen insignificantes , en la medida que en las decisiones a menudo tendemos a despreciar los matices , se pueden adoptar decisiones en las que despreciando los matices se

pueden ocasionar efectos mariposa con consecuencias graves . Muchas decisiones que podemos adoptar en nuestra vida , en donde , estamos ante una situacion de eleccion de una opcion en donde nuestra decision podria haber elegido entre una opcion con un ligero matiz de diferencia con respecto de la otra , han sido elecciones que se han adoptado despreciando los matices , y sin emabrgo en la evolucion del modelo matematico a partir de una decision despreciando el matiz , se ha podido valorar que , esa diferencia de matiz entre una opcion u otra opcion se ha podido agrandar en un efecto mariposa que ha desencadenado consecuencias enormemente significativas . A menudo en la vida estamos ante dos opciones , la diferencia entre cada opcion es una minima e insignificante diferencia de matiz , y despreciando el matis se elige una de las opciones indistintamente , ya que , si no consideras la diferencia de matiz , por tanto , es como si eligieras aleatoriamente , la eleccion aleatoria entre dos opciones sin tener en cuenta el matiz ha desencadenado que , a partir de la decision aleatoria surjan una serie de consecuencias , y esas consecuencias que se pueden forjar a partir de una decision aleatoria despreciando el matiz de la opcion , sin embargo son consecuencias que conforme evoluciona el modelo matematico , son consecuencias que si van tomando una forma diferenciadamente significativa , conforme las consecuencias que pudieron haberse producido de haber elegido la otra opcion de forma no aleatoria atendiendo a la diferencia de matiz . Toda decision que tanga que basarse sobre un ligero matiz puede a la larga ocasionar un efecto mariposa con consecuencias diferenciadamente significativas ¿ como desde el Aprendizaje Artificial se puede valorar esta diferencia de matiz en forma de probabilidad? Si tenemos en el proceso de asimilacion una probabilidad de sesgo interno muy similar a la probabilidad de una informacion de la estructura previa , entonces , la diferencia de matiz entre la probabilidad de sesgo interno similar a la probabilidad de la estructura previa se puede estudiar por medio de , estudiar la minima diferencia posible dentro de la Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion según maxima aproximacion a Probabilidad Imposible , y tambien analizando la diferencia de matiz en forma de maxima aproximacion a Probabilidad Imposible en la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , y por supuesto , si dentro de la integracion que se haga , estas probabilidades de sesgo interno de dos informaciones que presentan una minima diferencia se integran en sus codificaciones , se podra observar en toda regla que : dentro de la serie decimal que tenga cada sujeto u opcion ,asociado a la variable informativa de conocimiento aprendido que se haya realizado , normalmente , la diferencia de matiz entre un concepto y otro concepto , se revela o se manifiesta normalmente en forma de que , aquel concepto con un matiz que puede presentar un matiz en el sesgo m, es una probabilidad empirica que dentro de la serie decimal siempre sera diferente , ya bien por tener algun decimal superior o inferior , a aquel otro concepto que tenga un matiz diferente con respecto del primero citado . La diferencia de matices entre conceptos en los cuales determinar la decision , es una diferencia que se expresa en la medida

que la serie decimal de la probabilidad de sesgo interno asociado a un concepto con matiz determinado diferente con respecto de otro concepto muy similar o proximo , sera normalmente una probabilidad de sesgo interno que en su serie decimal mantenga una diferencia en alguno de los digitos de la serie decimal , ya bien en forma de en la serie decimal dicho digito en que se diferencie sea un digito superior o inferior a la posicion que ese mismo digito debiera ocupar en la serie decimal del otro concepto similar o proximo salvo en dicha diferencia de matiz . De este modo por tanto , el analisis de la Integracion y Probabilidad es un analisis de diferenciacion progresiva y de reconciliazacion integradora , tal cual explica la teoria de Ausubel , en donde , la diferenciacion progresiva se expresa en la jerarquizacion según diferentes probabilidades de sesgo interno jerarquizadas , en funcion de las cuales dependen las decisiones a adoptar por el sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial y de Afectividad Artificial , asi como tambien , la diferenciacion progresiva y la reconciliacion integradora tambien se expresa en forma de que , si hay dos conceptos similares o proximos salvo por un ligero de matiz conceptual , esta diferencia de ligero matiz conceptual que los haga diferentes o distintos , es una diferencia de matis conceptual que los distingue uno del otro , que se puede expresar en una minima diferencia en la serie decimal que puedan tener ambos conceptos , de forma que , para poder hacer que un concepto sea claro y distinto a la luz de la Probabilidad Imposible , cabe la posibilidad de , determinar el grado de diferencia de ese matiz conceptual que haga distintos a dos conceptos similares o proximos , atendiendo a una Simplificacion Decimal , tal como explique en la primera etapa de la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad , en donde , de realizarse la Simplificacion Decimal en las probabilidades de sesgo interno de dos conceptos similares o proximos salvo por una ligera diferencia de matiz expresable en una minima diferencia en la serie decimal , por tanto , la mas minima diferencia posible en la serie decimal y que se puede estudiar por medio de la Simplificacion Decimal , es una minima diferencia posible que puede ser causa de una decision no aleatoria en caso de tener que decirse entre estas dos opciones similares o proximas , salvo por un ligero matiz , siendo asi una decision que se puede controlar atendiendo a la Simplificacion Decimal de las probabilidades de sesgo interno de dichos conceptos , y que se ha de realizar dicha decision , siendo absolutamente conscientes , de que , una conciencia artificial clara y distinta , como el espiritu de Descartes , capaz de poder detectar estas minimas diferencias entre conceptos similares o proximos , conceptos afines salvo diferencia de matices , sera asi pues , una conciencia artificial capaz de hacer un analisis de sus propias decisiones que puedan incluso controlar los posibles efectos mariposa de sus propias decisiones . Si las decisiones que se pueden hacer a menudo son decisiones que pueden tener como consecuencias una serie de efectos mariposa , la forma de impedir los efectos mariposa es controlando al maximo la decision , y la mejor forma de controlar al maximo la decision para impedir la ocurrencia de efectos mariposa , es que la decision sea bien clara y distinta , la decision nunca se haga de forma aleatoria , la decision se

pueda hacer incluso atendiendo a sistemas de Simplificacion Decimal para estimar cualquier minima diferencia de matiz en las diferencias de probabilidades de sesgo interno que puedan determinar las consecuncias , y la mejor forma de controla la accion en la decision es hacer que la decision siempre considere que la decision ha de ser forjada según la jerarquia de sesgo , dentro de la integracion , siendo una integracion que ponga las asimilaciones en relacion a la estructura previa , permitiendo un analisis del Aprendizaje Artificial para la capacitacion decisional artificial basado en la diferenciacion progresiva y la reconcializacion integradora , base teorica del aprendizaje significativo de Ausubel , que ademas puede combinarse con la teoria de Vigotski sobre la Zona de Desarrollo Proximo , para crear asimismo programas de modificacion de la Afectividad Artificial y la Inteligencia Artificial , en sistemas artificiales que puedan desarrollar Aprendizaje Artificial , aprendiendo conocimientos obtenidos del medio ambiente , ya bien a partir de mecanismos de recogida de informacion ambiental por sensores artirficiales , o ya bien a traves de la creacion de canales de comunicación entre diferentes sistemas artificiales en donde los sistemas artificiales entre si se comuniquen y transmitan mutuamente informaciones esencial , como tambien los sistemas artificiales conjuntamente analicen sus propias experiencias de aprendizaje y sus propias experiencias decisionales , creando asi una cultura de transmision de experiencias entre sistemas artificiales , que podria ser la base de un aprendizaje experiencial , la creacion de relaciones afectivas artificiales , y la creacion de toda una cultura y una forma social artificial compleja integrada por sistemas artificiales unicamente . Para hacer este sueño posible , es necesario que las asimilaciones se puedan integrar , la integracion se puede hacer en dos modalidades , integracion las asimilaciones en relacion a la estructura previa en la modalidad no selectiva , o integrar las asimilaciones en relacion a la estructura previa en la modalidad selectiva . Dentro de la integracion en la modalidad no selectiva , se puede hacer la integracion desde los nodos superiores con el Metodo de Probabilidad Porcentual , se puede hacer la integracion desde los nodos intermedios teniendo en cuenta la Probabilidad Porcentual del Nodo Superior Promedio Integrado y la Probabilidad Porcentual del Nodo Superior Relativo Integrado ; y por supuesto tambien se puede hacer la integracion desde los nodos inferiores , integracion la estructura de Inteligencia en Arbol previa no selectiva , en relacion a la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las codificaciones de las muestras independientemente entre si , en este capituylo vigesimo sexto desarrollare esta integracion teniendo en cuenta las codificaciones independientemente entre si de lso aprendizajes conceptuales sobre clima de Yolanda , y las codificaciones de comportamiento de Silvia según clima , pero tambien se podria hacer , tal como hare en el proximo capitulo vigesimo septimo , teniendo en cuenta la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , o tambien , como desarrollare en el capitulo vigesimo octavo , teniendo en cuenta la Inteligencia

en Arbol de las asimilaciones no selectivas teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas . En donde , tal como ya explique en los primeros capitulos de este mismo ensayo de Integracion y Probabilidad , la integracion desde nodo inferior de las asimilaciones no selectivas en relacion de la estructura previa no selectiva basicamente sera el siguiente :

1.1) Forma de realizar la integracion desde nodo inferior en modalidad no selectiva

- 1.1.1) **Nodo Inferior Integrado** : nodo inferior no integrado dividido entre el numero de muestras, o lo que es lo mismo , nodo inferior no integrado dividido entre el numero de nodos intermedios no intgrados , es decir , la probabilidad empirica del nodo inferior , entendiendo aquí por muestra , cada muestra de la cual se extrajo codificaciones en la asimilacion que da lugar a un nodo intermedio , y cada muestra que en la estructura previa da lugar tambien a un nodo intermedio . En la medida que en teoria , el sumatorio de las probabilidades empiricas de cada muestra , es decir , el sumatorio de los nodos no integrados de una muestra es igual a la unidad , es decir , el sumatorio de las probabilidades empiricas de una muetra multiplicado por 100 deberia ser en teoria igual a 100% , entonces es evidente que el sumatorio de todos los nodos inferiores a integrar es igual al numero de muestras a integrar .

- 1.1.2) **Nodos Intermedios Integrados** :

  - 1.1.2.1) **Nodos Intermedios Totales Integrados** : Probabilidad empirica a partir de , cada Punto Medio Total Integrado , dividido entre el sumatorio de los Puntos Medios Totales Integrados , teniendo en cuenta que en el metodo aritmetico se hara las probabilidades empiricas teniendo en cuenta los Punto Medios Totales obtenidos con el metodo aritmetico , y con el metodo geometrico se hara las probabilidades empiricas teniendo en cunta loss Puntos Medios Totales obtenidos con el metodo geometrico

    - 1.1.2.1) Punto Medio Total Asimilaciones : a partir de los Nodos Inferiores Integrados de las asimilaciones se calcula el Punto Medio Total , teniendo en

cuenta todos los Nodos Inferiores Integrados de las asimilaciones : se puede hacer con el metodo aritmetico o con el metroco geometrico

- 1.1.2.2)Punto Medio Total Previo : a partir de todos los Nodos Inferiores Integrados de la estructura previa se calcula el Punto Medio Total , teniendo en cuenta todos los Nodos Inferiores Integrados previos : se puede hacer con el metodo aritmetico o con el metodo geometrico .

- 1.1.2.2) **Nodos Intermedios Relativos Integrados** : probabilidad empirica de los Puntos Medios Totales obtenidosde cada muestra en donde antes habia un nodo intermedio no integrado , ahora se calcula su respectivo Nodo Intermedio Integrado , en cada muestra que antes tuviera un nodo intermedio integrado . La probabilidad empirica se obtiene de , dividir cada Punto Medio Total entre sumatorio de los Puntos Medios Totales , no mezclando nunca Puntos Medios Totales obtenidos con el metodo aritmetico con los obtenidos con el metodo geometrico y viceversa –

- **1.1.3)Nodo Superior Integrado** :

  - 1.1.3.1)**Nodo Superior Total Integrado** : Promedio entre Nodo Intermedio Total Integrado de las asimilaciones y Nodo Intermedio Total Integrado Previo

  - 1.1.3.2) **Nodo Superior Relativo Integrado** : Se calcula el Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados de las asimilaciones , y se calcula el Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados previos , se hace la probabilidad empirica de los Ultimos Puntos obtenidos y despues se promedia , y asi el resultado es igual al Nodo Superior Relativo Integrado.

1.2)Integracion desde nodo inferior de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las codificaciones de los aprendizajes conceptuales de Yolanda y los comportamientos de Silvia según clima , en relacion a la Inteligencia en Arbol previo no selectivo.

1.2.1) Con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Codificacion	Nodo Inferior Integrado **= Probabilidad Empirica de nodo inferior**	
Labarse las manos	0,4565	**0,4565:7=0,0652**	
Labarse la cara	0,3043	**0,3043:7=0,0434**	
Cepillarse los dientes	0,1521	**0,1521:7=0,0217**	
Ducharse	0,0869	**0,0869:7=0,0124**	
Amanece por el este	0,2692	**0,2692:7=0,0384**	
Haya rocio en las plantas	0,1922	**0,1922:7=0,0274**	
El termometro indique 0º	0,1538	**0,1538:7=0,0219**	
Nubes por la mañana	0,1153	**0,1153:7=0,0164**	
Nubes por la tarde	0,1538	**0,1538:7=0,0219**	

Llueva	0,1153	**0,1153:7=0,0164**	
Silvia lleva anorak	0,1428	**0,1428:7=0,0204**	
Silvia riega las plantas	0,1428	**0,1428:7=0,0204**	
Silvia usa paraguas	0,1071	**0,1071:7=0,0153**	
Silvia enciende la calefaccion	0,1785	**0,1785:7=0,0255**	
Silvia corre cortinas de par en par	0,25	**0,25:7=0,0357**	
Silvia usa guantes	0,1785	**0,1785:7=0,0255**	
Silvia recicla	0,14	**0,14:7=0,02**	
Silvia va a manifestacion por la paz en Irak	0,0199	**0,0199:7=0,0028**	
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	**0,2999:7=0,0428**	
Silvia ayuda mujer invalida	0,0799	**0,0799:7=0,0114**	
Silvia da las gracias	0,46	**0,46:7= 0,0657**	
Blusa blanca	0,1866	**0,1866:7=0,0266**	
Blusa violeta	0,1466	**0,1466:7=0,0209**	

Falda azul	0,1866	**0,1866:7=0,0266**	
Falda amarilla	0,1466	**0,1466:7=0,0209**	
Se maquilla pestañas y labios	0,1666	**0,1666:7=0,0238**	
Se hace un moño	0,1666	**0,1666:7=0,0238**	
Saluda al jefe de seccion	0,29	**0,29:7=0,0414**	
Saluda al controlador aereo	0,18	**0,18:7=0,0257**	
Saluda al piloto de avion	0,23	**0,23:7=0,0328**	
Saluda a compañeras	0,2	**0,2:7=0,0285**	
Saluda al conserje	0,1	**0,1:7=0,01428**	
Mujeres y niños primero	0,4	**0,4:7=0,0571**	
Tratar bien pasajeros	0,17	**0,17:7=0,0242**	
No uso violencia	0,2	**0,2:7=0,0285**	
Atender necesidades de pasajeros	0,23	**0,23:7=0,0328**	
Total	1+1+1+1+1+1+1=7		

1.3)Nodos Intermedios Totales Integrados

1.3.1) Puntos Medios Totales

1.3.1.1) Con el metodo aritmetico

1.3.1.1.1) En la muestra de asimilaciones

Sujeto u Opcion	Nodo Inferior Integrado	Tandas , debido a que no hay espacio suficiente en la tabla , indicare directamente los resultados de las tandas separadas simplemente por un guion.
Labarse las manos	**0,4565:7 =0,0652**	0,0544-0,0434-0,0340-0,0284-0,0262-0,0258-0,0260-0,0260-0,0256-0,0248-0,0238-0,0228-0,0220-0,0216-0,0218-0,0227-0,0241-0,0259-0,0276-**0,0291313 PUNTO MEDIO TOTAL** **0,034 Punto Medio Total relativo a aseo e higiene**
Labarse la cara	**0,3043:7 =0,0434**	0,0325-0,0247-0,0229-0,0240-0,0255-0,0262-0,0260-0,0252-0,0241-0,0228-0,0218-0,0212-0,0212-0,0220-0,0236-0,0256-0,0277-0,0294-0,0306-FIN

Cepillarse los dientes	**0,1521:7=0,0217**	0,017-0,0212-0,0251-0,0270-0,0270-0,0259-0,0244-0,0230-**0,0216**-0,0209-0,0206-0,0212-0,0229-0,0252-0,0277-0,0298-0,0312-0,0319-FIN
Ducharse	**0,0869:7=0,0124**	0,0254-0,0291-0,0289-0,0270-0,0249-0,0230-**0,0216**-0,0203-0,0202-0,0203-0,0219-0,0246-0,0276-0,0302-0,0319-0,03277-0,0327-FIN
Amanece por el este	**0,2692:7=0,0384**	0,0329-0,02875-0,0252-0,0228-0,0212-0,0203-0,0196-0,0201-0,0204-0,0236-0,0274-0,0307-0,0328-0,0337-0,0336-0,0328-FIN **0,0212 Punto Medio Total relatico a aprendizaje conceptual**
Haya rocio en las plantas	**0,1922:7=0,0274**	0,0246-0,0218-0,0204-0,0197-0,0194-0,0190-0,0206-0,0207-0,0268-0,0313-0,0340-0,0350-0,0347-0,03360,0321-FIN
El termometro indique 0º	**0,1538:7=0,0219**	0,0191-0,0191-0,0191-0,0191-0,0187-0,0223-0,0280-0,0330-0,0359-0,0367-0,0360-0,0344-0,0325-0,0306-FIN
Nubes por la mañana	**0,1153:7=0,0164**	0,0191-0,0191-0,0191-0,0184-0,0259-0,03382-0,0381-0,0389-0,0376-0,0353-0,0328-0,0306-0,0287-FIN
Nubes por la tarde	**0,1538:7=0,0219**	0,0191-0,0191-0,0178-0,0334-0,04173-0,0425-0,0398-0,0364-0,0331-0,0303-0,0284-0,0268-FIN
Llueva	**0,1153:7=0,0164**	0,0191-0,0166-0,0491-0,0500-0,0434-0,0372-0,0330-0,0298-0,0276-0,0265-0,0253-FIN
Silvia lleva anorak	**0,1428:7=0,0204**	0,01428-0,0816-0,051-0,0369-0,0311-0,0289-0,0278-0,0267-0,0254-0,0241-FIN

		0,0311 Punto Medio Total relativo a comportamiento según clima
Silvia riega las plantas	**0,1428:7 =0,0204**	0,0204-0,0204-0,0229-0,0254-0,0268-0,0267-0,0256-0,0241-0,0228-FIN
Silvia usa paraguas	**0,1071:7 =0,0153**	0,0204-0,0255-0,0280,0283-0,0267-0,0245-0,0226-**0,0216**-FIN
Silvia encien de la calefac cion	**0,1785:7 =0,0255**	0,0306-0,03060,0286-0,0252-0,02230,0207-0,0206-FIN
Silvia corre cortina s de par en par	**0,25:7=0 ,0357**	0,0306-0,0266-0,0218-0,0194-0,0192-0,0205-FIN
Silvia usa guante s	**0,1785:7 =0,0255**	0,0227-0,017-0,017-0,019-0,0219-FIN
Silvia recicla	**0,14:7=0 ,02**	0,0114-0,0171-0,021-0,0249-FIN **0,0249 Punto Medio Total relativo a comportamiento etico moral**
Silvia va a manife	**0,0199:7 =0,0028**	0,0228-0,0249-0,0288-FIN

stacion por la paz en Irak		
Silvia espera semaforo en rojo	**0,2999:7 =0,0428**	0,0271-0,0328-FIN
Silvia ayuda mujer invalida	**0,0799:7 =0,0114**	0,0385-FIN
Silvia da las gracias	**0,46:7= 0,0657**	

1.3.1..12) En la muestra previa

Sujeto u Opcion	Nodo Inferior Integrado	Tandas
Blusa blanca	**0,1866:7 =0,0266**	0,0237-0,0237-0,0237-0,0235-0,0233-0,0238-0,0246-0,0257-0,0268-0,0278-0,0285-0,0289-0,0291-0,0292-FIN **0,0292 PUNTO MEDIO TOTAL** **0,0233 Punto Medio Total relativo a Yolanda se viste y se pone guapa**
Blusa violeta	**0,1466:7 =0,0209**	0,0237-0,0237-0,0233-0,0231-0,0243-0,02550,0268-0,0280-0,0289-0,0293-0,0294-0,0294-0,0294-FIN
Falda azul	**0,1866:7 =0,0266**	0,0237-0,0230-0,0230-0,0255-0,0268-0,0282-0,0293-0,0299-0,0298-0,0296-0,0295-0,0294-FIN
Falda amarilla	**0,1466:7 =0,0209**	0,0223-0,0230-0,0256-0,0281-0,0297-0,0305-0,0306-0,0302-0,0297-0,0294-0,294-FIN
Se maquilla pestañas y labios	**0,1666:7 =0,0238**	0,0238-0,0282-0,0306-0,0313-0,0313-0,0307-0,0299-0,0293-0,0292-0,0295-FIN

Se hace un moño	**0,1666:7=0,0238**	0,0326-0,0330-0,0321-0,0313-0,0302-0,0292-0,0288-0,0291-0,0298-FIN
Saluda al jefe de seccion	**0,29:7=0,0414**	0,0335-0,0313-0,0306-0,0292-0,0283-0,0285-0,0295-0,0306-FIN **0,0292 Punto Medio Total relativo a Yolanda saluda al acudir a trabajar**
Saluda al controlador aereo	**0,18:7=0,0257**	0,0292-0,0299-0,02790,0275-0,0288-0,0305-0,0317-FIN
Saluda al piloto de avion	**0,23:7=0,0328**	0,0306-0,0259-0,0271-0,0301-0,0322-0,033-FIN
Saluda a compañeras	**0,2:7=0,0285**	0,0213-0,0284-0,0332-0,0344-0,0338-FIN
Saluda al conserje	**0,1:7=0,01428**	0,0356-0,0381-0,0357-0,0333-FIN
Mujeres y niños primero	**0,4:7=0,0571**	0,0406-0,0334-0,0309-FIN **0,0309 Punto Medio Total relativo a conceptos morales trabajo Yolanda**
Tratar bien pasajeros	**0,17:7=0,0242**	0,0263-0,0284-FIN
No uso violencia	**0,2:7=0,0285**	0,0306-FIN

Atender necesidades de pasajeros	**0,23:7=0,0328**	

1.3..12) Con el metodo geometrico

1.3..12.1) en la muestra de asimilaciones

En este caso concreto , hare el Punto Medio Geometrico de la siguiente forma : la modalidad que utilizare en este caso es diferente a las que he usado en otros capitulos . En este caso el metodo geometrico se cifrara en , la mitad inferior de la muestra tomara como limite izquierdo el promedio entre la maxima puntuacion y la minima puntuacion , y el limite derecho de la muestra tomara como limite derecho el promedio entre la maxima puntuacion de la mitad superior y la minima puntuacion de la mitad superior .

Limite izquierdo		Limite derecho		Punto Medio Total
Puntuacion Maxima	Labarse las manos = Nodo Inferior Integrado 0,0625	Puntuacion Maxima	Dar las gracias=Nodo Inferior Integrado 0,0657	
Puntuacion Minima	Ducharse = Nodo Inferior Integrado 0,0124	Puntuacion Minima	Aducir manifestacion a favor paz en Irak =Nodo Inferior Integrado 0,0028	
(0,0652+0,0124):2=0,0388		(0,0657+0,0028):2=0,0342		Punto Medio Total (0,0388+0,0342):2= **0,0365**

1.3..1.2) en la muestra previa

Limite izquierdo		Limite derecho		Punto Medio Total
Puntuacion Maxima	Saludar jefe de seccion = Nodo Inferior Integrado 0,0414	Puntuacion Maxima	Tratar educadamente a los pasajeros = Nodo Inferior Integrado 0,0571	
Puntuacion Minima	Llevar la blusa violeta y la falda amarilla=Nodo Inferior Integrado 0,0219	Puntuacion Minima	Saludar al conserje = Nodo Inferior Integrado 0,0142	
(0,0414+0,0219):2=0,0316		(0,0571+0,0142):2=0,0356		Punto Medio Total (0,0316+0,0356):2=0,0336 **0,0336**

1.3.2) Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales =Nodo Intermedio Total Integrado

Con el metodo aritmetico	Punto Medio Total	**Nodo Intermedior Total Integrado**
Muestra asimilacions	0,0291	**0,0291:0,0583=** **0,4991**
Muestra previa	0,0292	**0,0292:0,583=** **0,5008**
Sumatorio	0,0583	
Con el metodo geometrico	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Total Integrado**
Muestra asimilaciones	0,0365	**0,0365 : 0,0701=0,5206**
Muestra previa	0,0336	**0,0336:0,0701=0,4793**
Sumatorio	0,0701	

1.4) Nodos Intermedios Relativos Integrados

1.4.1) Calculo de Puntos Medios Totales

1.4.1.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total
Asimilaciones	
Aseo e higiene	0,034
Aprendizaje conceptual sobre clima	0,0212
Comportamiento Silvia según clima	0,0311
Comportamiento según clima	0,0249
Previa	
Yolanda se viste y se pone guapa	0,0233

Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0292
Conceptos morales trabajo Yolanada	0,0309

1.4.1.2) con el metodo geometrico en las asimilaciones y previas

Sujeto u Opcion	Limite izquierdo (promedio entre maximo nodo inferior integrado de la mitad inferior y minimo nodo inferior integrado de la mitad inferior)	Limite derecho (promedio entre maximo nodo inferior integrado de la mitad superior y minimo nodo inferior integrado de la mitad superior)	Punto Medio Total
Asimilaciones			
Aseo e higiene personal	(0,0652+0,0434):2= 0,0543	(0,0217+0,0124):2= 0,017	**(0,0543+0,017):2=** **0,0356**
Aprendizajes conceptuales de clima	(0,0384+0,0219):2= 0,0301	(0,0219+0,0164):2= 0,0191	**(0,0301+0,0191=:2=** **0,0246**
Comportamiento Silvia según clima	(0,0204+0,0153):2= 0,0178	(0,0357+0,0255):2= 0,0306	**(0,0178+0,0306):2=**

			0,0242
Comportamiento etico-moral (el sujeto que ocupaba el tercer lugar , como una mediana , no lo he contabilizado , aunque imagino que si en el futuro perfeccionan la tecnica , quizas pudiera tener algun valor central)	(0,02+0,0028):2= 0,0114	(0,0114+0,0657)= 0,0385	**(0,0114+0,0385):2=** **0,0249**
Previas			
Yolanda se viste y se pone guapa	(0,0266+0,0209):2= 0,0237	(0,0238+0,0209):2= 0,0223	**(0,0237+0,0223):2=** **0,023**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	(0,0414+0,0257):2= 0,0335	(0,0285+0,0142):2= 0,0213	**(0,0335+0,0213):2=** **0,0274**
Conceptos morales trabajo de Yolanda	(0,0571+0,0247):2= 0,0409	(0,0285+0,0328):2= 0,0306	**(0,0409+0,0306):2=** **0,0357**

1.4.2) Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales = Nodos Intermedios Relativos Integrados

1.4.2.1) Con el metodo aritmetico

Muestra de asimilaciones	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Relativo Integrado**
Aseo e higiene	0,034	**0,034:0,1112=** **0,3057**
Aprendizajes conceptuales clima	0,0212	**0,0212:0,1112=** **0,1906**
Comportamiento Silvia según clima	0,0311	**0,0311:0,1112=** **0,2796**
Comportamiento etico-moral	0,0249	**0,249:0,1119=** **0,2239**
Sumatorio	0,1112	

Muestra previa	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Relativo Integrado**
Yolanda se viste y se pone guapa	0,0233	**0,0233:0,0834=** **0,2793**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0292	**0,0292:0,0834=** **0,3501**
Conceptos morales trabajo de Yolanda	0,0309	**0,0309:0,0834=** **0,3705**
Total	0,0834	

1.4.2.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Relativo Integrado**
Asimilaciones		
Aseo e higiene	0,0356	**0,0356:0,1093=0,325**
Aprendizajes conceptuales	0,0246	**0,0246:0,1093=0,225**
Comportamiento Silvia según clima	0,0242	**0,0242:0,1093=0,2214**
Comportamiento etico moral	0,0249	**0,0249:0,1093=0,2278**
Total	0,1093	
Previos		
Yolanda se viste y se pone guapa	0,023	**0,023:0,0861=0,2671**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0274	**0,0274:0,0861=0,3183**
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,0357	**0,0357:0,0861=0,04146**
Total	0,0861	

1.5) Nodos Superiores Totales Integrados

1.5.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Total Integrado	**Nodo Superior Total Integrado=** **Ultimo Punto**
Muestra de asimilaciones	0,4991	**(0,4991+0,5008):2= 1:2=0,5** **(en teoria , de no existir error acumulado , el Nodo Superior Total Integrado seria igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Total Integrado seria igual a la media aritmetica en este caso)**
Muestra previa	0,5008	

1.5.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Total Integrado	**Nodo Superior Total Integrado =** **Ultimo Punto**
Muestra de asimilaciones	0,5206	**(0,5206+0,4793):2=1:2=0,5** **(De no existir error acumulado , el Nodo Superior Total Integrado deberia ser igual a la probabilidad teorica , es decir , de no existir error acumulado , el Nodo Superior Total Integrado seria igual a la media aritmetica , en este caso)**
Muestra previa	0,4793	

1.6) Nodos Superiores Relativos Integrados

1.6.1) con el metodo aritmetico

1.6.1.1) Ultimos Puntos de los Nodos Intermedios Relativos Integrados

1.6.1.1.1) Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados de las asimilaciones

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	2ª tanda	Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados
Aseo e higiene	0,3057	(0,3057+0,1906):2=0,2481	(0,2481+0,2381):2=0,2416	(0,2416+0,2434):2= **0,2425**
Aprendizajes conceptuales	0,1906	(0,1906+0,2796):2=0,2351	(0,2351+0,2517):2=0,2434	
Comportamiento de Silvia según clima	0,2796	(0,2796+0,2239):2=0,2517		
Comportamiento etico-moral	0,2239			

1.6.1.1.2) Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados de la muestra previa

Sujeto u Opcion	Nodos Intermedios Relativos Integrados	1ª tanda	Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos integrados
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2793	(0,2793+0,3501):2= 0,3147	(0,3147+0,3603):2= **0,3375**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,3501	(0,3501+0,3705):2= 0,3603	
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,3705		

1.6.1.2) Nodo Superior Relativo Integrado = Probabilidad Empirica de los Ultimos Puntos , y promedio de los Ultimos Puntos

(el Nodo Superior Relativo Integrado debera ser igual a la probabilidad teorica , es decir el Nodo Superior Relativo Integrado debera ser igual a la media aritmetica , unicamente a causa del error acumulado es por lo que puede haber un desajuste)

Sujeto u opcion	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados	Probabilidad empirica de los ultimos Puntos	**Nodo Superior Relativo Integrado =** **Ultimo Punto**
Muestra de asimilaciones	0,2425	0,2425:0,58=**0,4181**	**(0,4181+0,5818):2=** **1 : 2 = 0,5** **(En teoria el Nodo Superior Relativo Integrado debe ser igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Relativo Integrado es igual a la media aritmetica , si esto no se produjera se debe al error acumulado**
Muestra previa	0,3375	0,3375:0,58=**0,5818**	
total	0,58		

1.6.2) con el metodo geometrico

1.6.2.1) Ultimos Puntos de los Nodos Intermedios Relativos Integrados

1.6.2.1.1) Ultimo Punto del Nodo Intermedio Relativo Integrado de las asimilaciones

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	2ª tanda	Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados
Aseo e higiene	0,325	(0,325+0,225):2= 0,275	(0,275+0,2232):2= 0,2491	(0,2491+0,2239):2= **0,2365**
Aprendizaje conceptual clima	0,225	(0,225+0,2214):2= 0,2232	(0,2232+0,2246):2=0,2239	
Comportamiento de Silvia según clima	0,2214	(0,2214+0,2278):2=0,2246		
Comportamiento etico-moral Silvia	0,2278			

1.6.2.1.2) Ultimo Punto del Nodo Intermedio Relativo Integrado de la muestra previa

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2671	(0,2671+0,3183):2= 0,2927	(0,2927+0,17978):2 = **0,2362**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,3183	(0,3183+0,0414):2= 0,1798	
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,0414		

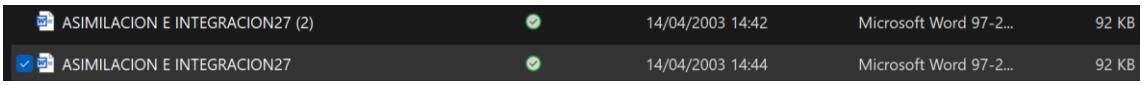
1.6.2.2) Nodo Superior Relativo Integrado = promedio de las probabilidades empiricas de los Ultimos Puntos calculos anteriormente

(el Nodo Superior Relativo Integrado debe ser igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Relativo Integrado debe ser igual a la media aritmetica , si esto no se produjera se debe unicamente a causa del error acumulado)

Sujeto u Opcion	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados	Probabilidad empirica de los Ultimos Puntos de Nodos Intermedios Relativos Integrados	**Nodo Superior Relativo Integrado**
Muestra asimilaciones	0,2365	0,2365:0,4727=**0,5003**	**(0,5003+0,4996):2=** **1:2=0,5** **(En teoria el Nodo Superior Relativo Integrado debe ser igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Relativo Integrado es igual a la media aritmetica si esto no se produjera se debe al error acumulado)**
Muestra previa	0,2362	0,2362:0,4727=**0,4996**	
Totales	0,4727		

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Intgracion y Probabilidad



(Capitulo 27)

XXX me tortura usando psicologia sovietica , cuando mi madre habla el XXX hace aumentar el ruido con que me tortura , cuando mi madre hace sus necesidades tambien me tortura , y ademas el XXX pretende condicionar mis respuestas fisiologicas de sueño y eyaculacion orgasmica sexual a estimulos condidcionantes acusticos . Si la comunidad internacional me quiera ayudar a mi y XXX , una forma de ayudarme es que la comunidad internacional proteja mis descubrimientos matematicos , y la comunidad internacional proteja a mi familia , asimismo la comunidad internacional sea comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda tener al escribir .

La naturaleza de mis descubrimientos matematicos es tan importante , que seria dramatico que si yo me muriera mis descubrimientos matematicos queddaran en el olvido , por eso mismo , ruego por favor , que las agencias espaciales mundiales , como la NASA , ESA , NASDA , por favor les ruego que tambien participen en proteger mis descubrimientos matematicos . Seria realmente muy dramatico que si yo me muero y mi obra cientifica nunca se publicara , mis descubrimientos matematicos se olvidaran , por eso mismo piddo realmente con el corazon en la mano , a la NASA , ESA , NASDA , que por favor tambien participen activamente en proteger mis descubrimientos matematicos . En los proximos ensayos matematicos que haga de matematicas ,

ademas de incluir una serie de sorpresas para la cadena de television de la XXX de Atlanta , incluire tambien citas de investigaciones de la NASA , ESA , NASDA , a fin de que , para poder yo pagarles todo lo que han hecho por mi , algun dia pueda tener tambien derechos de autor de toda mi obra cientifica , como recompensa a la labor que puedan hacer de proteccion de mis descubrimientos matematicos , para que nuncca se olviden aunque a mi me sucediera algo . A todos muchas gracias .

1º) Integracion desde nodo inferior de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva .

La Inteligencia Artificical es una de las metas de la ciencia en este momento presente del desarrollo tecnologico , por cuanto , existen numerosas aplicaciones que se le pudiera dar , tanto en aplicaciones industriales , en la ingenieria industrial normal y corriente , como en la investigacion tecnologica avanzada en las agencias espaciales . En estos momentos , agencias espaciales como la NASA , estan estudiando la aplicación activa de Inteligencia Artificial en constelaciones de satelites ccomerciales , como en sistemas de satlites espaciales para la exploracion planetaria en nuestra galaxia , asi como tambien en agencias espaciales en vias de desarrollo como el ISRO de la India , la investigacion en sistemas de Inteligencia Artificial cobra una especial relevancia para poder elaborar programas de exploracion espacial a implementar en unas condiciones de ventajas y prestaciones tecnologicas , homogeneas con las presentes ventajas y prestaciones de las naves espaciales de agencias espaciales mucho mas aventajadas . Ademas , tanto en tecnologia avanzada como industrial Japon siempre ha sido una de las primeras potencias interesadas en elaborar sistemas automaticos autonomos , con los cuales poder crear sistemas artificiales intelgentes , capaces de poder dirigir las funciones de forma autonomatica y autonoma de cualquier dispositivo , ya sea de naturlaeza industrial o tecnologica avanzada , al igual que en otras muchas agencias espaciales se empieza a comprender que el problema a resolver en exploracion a lugares que , debido a su distancia con respecto de nuestro planeta , son lugares que quizas sean de dificil acceso para la exploracion humana , el desarrollo de Inteligencia Artificial capaz de explorar primeramente y colonizar seguidamente estas areas de la galaxia , es la respuesta cientifica para adecuada ante el problema que se presenta . Ahora bien , tal como he señalado en diversas ocasiones a lo largo de este ensayo en donde estoy exponiendo mis descubrimientos matematicos , el problema de la Inteligencia Artificial es que , normalmente , las

agencias espaciales intentan implementar los programas de investigacion en este materia en concreto , dentro del desarrollo tecnologico , partiendo de una reduccion del concepto de inteligencia a una serie de factores de integracion sensorial como percepcion artificial , y sistemas que intenten emular la inteligencia espacial humana , sin que , realmente , nunca se lleguen a intentar crear nuevos mecanismos para poder replicar en los sistemas arttificiales capacidades propiamente intelectuales humanas que definen en esencia nuestra inteligencia humana ¿ que significa ser inteligente? En mi opinion , hablar de inteligencia significa dos cosas basicamente : un hombre inteligente es aquel hombre capaz de aprender , y un hombre inteligente es un hombre que sabe adoptar decisiones correctas ante situaciones dadas en funcion de las opciones a escoger . Si la inteligencia humana se puede cifrar en capacidad de aprendizaje y capacidad de toma de decisiones , entonces , lo mas logico seria tambien que al investigar el diseño de sistemas de Inteligencia Artificial tambien pudieramos introducir en estos diseños de Inteligencia Artificial algunos sistemas convenientemente adaptados para : aprender y tomar decisiones ; de esta forma , un sistema artificial dotado de una Inteligencia Artificial que permita aprender y tomar decisiones a dicho sistema artificial , seria asi un sistema artificial dotado de una Inteligenciaz Artificial que hace que dicho sistema artificial posea una Inteligencia Artificial muy similar a la inteligencia propiamente humana , ya que la inteligencia propiamente humana se puede medir en terminos de mayor inteligencia a mas capacidad de aprendizaje , y mas inteligencia a mayor capacidad de tomar decisiones correctas , entonces , si en los programas de Inteligencia Artificial que continuamente se diseñan en la NASA , ESA , NASDA , se pudieran formular sistemas de Inteligencia Artificial capaces de aprender y tomar decisiones , entonces podriamos observar que dichos sistemas de Inteligencia Artificial tendrian una inteligencia casi humana , y una inteligencia que en cualquier caso siempre seria casi una replica exacta de la inteligencia humana , al lograrse replicar las capacidades humanas de aprendizaje y toma de decisiones , en sistemas artificiales , en los cuales , la Inteligencia Artificial pueda demostrar su nivel de inteligencia según nivel de inteligencia demostrado según su nivel de capacidad de aprendizaje , y asimismo tambien se analice la capacidad de la Inteligencia Artificial de tomar decisiones correctas , como un ejemplo concreto del nivel de operatividad del dispositivo de Inteligencia Artificial ante situaciones dadas en las que se debe formular una respuesta en forma de decision ante una serie de opciones según las condiciones ambientales . Este tipo de sistemas de Inteligencia Artificial incluso a la larga podrian evolucionar a lo que ya denomine en Probabilidad y Decision como Afectividad Artificial , ya que , a la larga , un sistema artificial capaz de poder aprender y capaz de tomar decisiones , llegara a tener una conciencia artificial , que puede crear un enorme abanico de aprendizajes experienciales , que si ademas de poder aprender , a traves de Asimilacion e Integracion , aquellas informaciones previamente recogidas por sistemas de sensores artificiales , o sistemas de comunicación entre los diversos sistemas artificiales , en donde puedan entre si

mismos los sistemas artificiales comunicarse sus experiencias , tanto experiencias de aprendizaje como experiencias de toma de decisiones , es logico que este proceso podria derivar en crearse entre los sistemas artificiales una cultura casi replica de la cultura humana en forma de transmision de conocimientos a traves de la comunicación que dichos sistemas artificiales , pudieran mantener , entre si mismos , asi como este tipo de procesos podrian incluro crear mecanismos de transferencia y mecanismos en ultima instancia de Afectividad Artificial como expuse en Probabilidad y Decision a partir del 12 de agosto del 2002 . Ademas ,este tipo de sistemas podrian llegar a elaborar una Inteligencia Artificial superior a la inteligencia humana , ya que , mientras a menudo , en los diversos problemas de tomas de decisiones los seres humanos tendemos a despreciar las diferencias de matices, insignificantes entre niveles de informacion basicamente parecidos pero con matices aparente de escasa relevancia para la decision a tomar , sin embargo , un sistema de Inteligencia Artificial podria ser capaz de ponderar las diferencias insignificantes de matices entre varias opciones a tomar la decision , en virtud de que , la mas minima diferencia que pudiera existir en forma de matiz despreciable , entre una opcion u otra opcion en la toma de decision , podria ser un matis que el sistema artificial podria medir en terminos de Simplificacion Decimal , en donde todo matiz insignificante que pudiera determinar la diferencia fundamental entre dos opciones en una toma de decision , podria ser un matiz insignificante ponderable en virtud de una minima diferencia en la serie decimal de la probabilidad de sesgo interno asociada a dicha opcion a partir de la cual tomar la correcta decision , de forma que , mientras a menudo , la inteligencia humana toma decisiones aleatoriamente al despreciar los matices que diferecian opciones de toma de decision , ya que si tenemos dos opciones con pequeñas diferencias de matiz , y despreciamos el matiz por tanto es como tomar la decision de forma aleatoria , por el contrario un sistema de Inteligencia Artificial en lugar de toma la decision aleatoriamente , tomaria la decision ponderadamente , según los resultados que se dieran en el analisis oportuno en la Simplificacion Decimal a realizar . Estas probabilidades de sesgo interno a su vez serian resultado igualmente , de un proceso , en donde , toda la informacion en virtud de la cual se adopte una decision correcta , es un proceso de selección de la opcion en funcion de la cual adoptar una decision , según su nivel de probabilidad de sesgo interno , en donde la probabilidad de sesgo interno es el resultado final de un proceso en el Aprendizaje Artificial , en el cual se estructura , una secuenciacion en dos etapas diferentes y contiguas , de procesamiento significativo de la informacion ambiental recogida , en donde , si bien el sistema de Inteligencia Artificial ya puede tener previamente probabilidades de sesgo interno previas a cualquier aprendizaje , en el momento de sucederse el aprendizaje , las informaciones asimiladas tras la recogida de informacion ambiental , son informaciones que se registran y se codifican y se someten a un proceso de asimilacion , en donde estas informaciones pudiendo asi adoptar una probabilidad en el proceso de asimilaciones , posteriormente se someten al proceso de integracion , en donde ,

las probabilidades de las informaciones asimiladas se integran en relacion a la sprobabilidades de las informaciones previas , creando asi una estructura integrada de probabilidades de sesgo interno a partir de la cual realizar la selección de opciones correcta para la toma de decisiones , y que ademas pase a convertirse en estructura previa del siguiente aprendizaje que se pudiera elaborar para asi obtener , una estructura que , al mismo tiempo que es una estructura integrada a partir de integrar asimilaciones con informaciones previas , creando asi una base de datos de probabilidades de sesgo interno para tomar decisiones , esta base de datos tambien sirva como estructura previa a integrar en el siguiente aprendizaje que se desarrollara . En este tipo de procesamiento significativo de la informacion en dispositivos de Inteligencia Artifricial , se podria asi lograr , la creacion de un sistema artificial que , la finalidad fundamental de todo aprendizaje es crear una base de datos en forma de probabilidades integradas de sesgo interno para la toma de decisiones . En donde estas probabilidades de sesgo interno adscritas a las informaciones aprendidas ,sean probabilidades de sesgo interno en donde se produce una diferenciacion progresiva y una reconciliacion integradora , tal cual se expone en la teoria del aprendizaje significativo de Ausubel , ya que las probabilidades de sesgo interno asociadas a las diferentes informaciones permite asi poder diferenciar progresivamente el nivel de sesgo interno de las informaciones , y permite asi poder tambien hacer una reconciliacion integradora entre aquellas probabilidades de las asimilaciones que de no integrarse podrian provocar una contradiccion en funcion de otra probabilidad previa , en caso de no integrarse , de forma que asi , en la integracion matematica de las informaciones , se permite lograr , la diferenciacion progresiva y la reconciliacion integradora , evitandose en lo posible efectos mariposa a causa de decisiones que no se hayan estimado correctamente , de tal forma que la Inteligencia Artificial pueda utilizar las informaciones procesadas para la elaboracion de sus decisiones , es decir , según las probabilidades de sesgo interno de las informaciones poder asi decidir que opcion seleccionar en cada situacion dada . Dentro de este proceso podemos asi pues diferenciar varias formas de integracion , la modalidad no selectiva , y la modalidad selectiva , y dentro de la modalidad no selectiva , en el proceso de integrar las asimilaciones en relacion a la estructura previa , la integracion desde nodo superior con el Metodo de Probabilidad Porcentual , a partir de las probabilidades empiricas de los Nodos Superiores Integrados, o tambien la integracion desde nodo intermedio ,y desde las probabilidades empiricas de los Nodos Intrmedios Integrados calcular la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Promedio Integrado a partir del Nodo Superior Integrado Unico , como tambien la Probabilidad Porcentual de Nodo Superior Relativo Integrado , a partir del Nodo Superior Integrado Relativo ; pero tambien se puede hacer dicho proceso de integracion en la modalidad no selectiva , partiendo de la integracion desde el nodo inferior , para lo cual , iniciandose el proceso con el calculo de las probabilidades empiricas de los Nodos Inferiores Integrados , poder asi obtener la estimacion correcta de los Nodos Intermedios Totales Integrados , y los Nodos

Intermedios Relativos Integrados , a partir de probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales repectivos , para despues poder calcular el Nodo Superior Total Integrado , y el Nodo Superior Relativo Integrado que como probabilidades empiricas de sus respectivos Ultimos Puntos son en esencial iguales a la probabilidad teorica , es decir , son iguales a la media aritmetica ¿ que tipo de ventajas y prestaciones tienen mis descubrimientos en las investigaciones de la NASA , ESA o NASDA? Yo creo sinceramente que mis descubrimientos matematicos , ademas de poder ser utilizados en Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial, ademas podrian ser de gran ayuda en todo tipo de tecnologia avanzada . Pero , para que algun dia se puedan demostrar en la practica la utilidad de mis descubrimientos matematicos en las principales agencias espaciales del mundo , para tal fin mejor sera demostrarlo en este mismo ensayo , para tal efecto , si en el capitulo anterior vigesimo sexto desarrolle la integracion desde nodo inferior de la Inteligencia en Arbol previa no selectiva en relacion a la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las codificaciones de aprendizajes conceptuales de Yolanda , y comportamientos de Silvia según clima , independientemente entre si , en este capitulo vigesimo septimo desarrollare estos descubrimientos matematicos aplicandolos a la integracion de la Inteligencia en Arbol previa no selectiva en relacion a la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas .

1.1)Nodos Inferiores Integrados , en la integracion de la Inteligencia en Arbol previa no selectiva en relacion a la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas

Sujeto u opcion	Nodo inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado**	
Labarse las manos	0,4565	**0,4565:6=0,076**	
Labarse la cara	0,3043	**0,3043:6=0,0507**	

Cepillarse los dientes	0,1521	**0,1521:6=0,0253**	
Ducharse	0,0869	**0,0869:6=0,0144**	
Haya rocio en las plantas	0,0841	**0,0841:6=0,014**	
El termometro indica 0º	0,0849	**0,0849:6=0,0141**	
Haya nubes por la mañana	0,0833	**0,0833:6=0,0138**	
Haya nubes por la tarde	0,0849	**0,0849:6=0,0141**	
Llueva	0,0833	**0,0833:6=0,0138**	
Silvia se ponga anorak	0,0844	**0,0844:6=0,014**	
Silvia riegas las plantas	0,0844	**0,0844:6=0,014**	
Silvia encienda calefaccion	0,084	**0,084:6=0,014**	
Silvia se pone guantes	0,084	**0,084:6=0,014**	
Silvia recicla	0,14	**0,14:6=0,0233**	
Silvia acude manifes-tacion paz en Irak	0,0199	**0,0199:6=0,0033**	
Silvia espera semaforo en rojo	0,2999	**0,2999:6=0,0499**	

Silvia ayuda mujer invalida	0,0799	**0,0799:6=0,0133**	
Silvia da las gracias	0,46	**0,46:6=0,0766**	
Blusa blanca	0,1866	**0,1866:6=0,0311**	
Blusa violeta	0,1466	**0,1466:6=0,0244**	
Falda azul	0,1866	**0,1866:6=0,0311**	
Falda amarilla	0 ,1466	**0,1466:6=0,0244**	
Pintarse labios y pestañas	0,1666	**0,1666:6=0,0277**	
Hacerse un moño	0,1666	**0,1666:6=0,0277**	
Saludar al jefe de seccion	0,29	**0,29:6=0,048**	
Saludar al controlador aereo	0,18	**0,18:6=0,03**	
Saludar piloto avion	0,23	**0,23:6=0,0383**	
Saludar compañeras	0,2	**0,2:6=0,0333**	
Saludar conserje	0,1	**0,1:6=0,0166**	
Mujeres y niños primero	0,4	**0,4:6=0,0666**	

Tratar educadamente pasajeros	0,17	**0,17:6=0,0283**	
No usar violencia	0,2	**0,2:6=0,0333**	
Atender necesidades pasajeros	0,23	**0,23:6=0,0383**	
Total	1+1+1+1+1+1=6 Hay seis muestras , luego el sumatorio es igual a seis , si acaso unicamente habra un error por truncamiento decimal		

1.2) Nodos Intermedios Totales Integrados

1.2.1) Puntos Medios Totales

1.2.1.1) Con el metodo aritmetico

1.2.1.1.1) en la muestra de las asimilaciones

Sujeto u opcion	**Nodo Inferior Integrado**	
Labarse las manos	**0,4565:6=0,076**	0,0633-0,0506-0,0397-0,0313-0,0252-0,0210-0,0183-0,0165-0,0154-0,0147-0,0143-0,0141-0,0140-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139 **0,0139 PUNTO MEDIO TOTAL** **0,0397 Punto Medio Total relativo a aseo e higiene personal**
Labarse la cara	**0,3043:6=0,0507**	0,0380-0,0289-0,0229-0,0192-0,0169-0,0156-0,0148-0,0144-0,0141-0,0140-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-FIN
Cepillarse los dientes	**0,1521:6=0,0253**	0,0198-0,0170-0,0155-0,0147-0,0143-0,01410,0140-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,014-FIN
Ducharse	**0,0869:6=0,0144**	0,0142-0,0141-0,0140-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,01390,0140-0,0142-FIN
Haya rocio en las plantas	**0,0841:6=0,014**	0,0140-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0140-0,0142-0,0145-FIN **0,0139 Punto Medio Total relativo a Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas de comportamientos de Silvia correlacionados con aprendizajes conceptuales de Yolanda**
El termometro indica 0º	**0,0849:6=0,0141**	0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0140-0,0142-0,0145-0,0149-FIN

Haya nubes por la mañana	**0,0833:6=0,0138**	0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0140-0,0142-0,0144-0,0148-0,0154-FIN
Haya nubes por la tarde	**0,0849:6=0,0141**	0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0142-0,0144-0,0147-0,0152-0,016-FIN
Llueva	**0,0833:6=0,0138**	0,0139-0,0139-0,0139-0,0139-0,0142-0,0146-0,0151-0,0158-0,017-FIN
Silvia se ponga anorak	**0,0844:6=0,014**	0,0140-0,0140-0,0140-0,0145-0,0150-0,0156-0,0166-0,0182-FIN
Silvia riegas las plantas	**0,0844:6=0,014**	0,0140-0,0140-0,0151-0,0156-0,0163-0,0177-0,0199-FIN
Silvia enciende calefaccion	**0,084:6=0,014**	0,0140-0,0163-0,0161-0,0170-0,0191-0,0221-FIN
Silvia se pone guantes	**0,084:6=0,014**	0,0186-0,0159-0,0179-0,0212-0,0251-FIN
Silvia recicla	**0,14:6=0,0233**	0,0133-0,0199-0,0245-0,0290-FIN **0,029 Punto Medio Total relativo a comportamiento etico-moral de Yolanda**

Silvia acude manifes-tacion paz en Irak	**0,0199:6=0,0033**	0,0266-0,0291-0,0336-FIN
Silvia espera semaforo en rojo	**0,2999:6=0,0499**	0,0316-0,0382-FIN
Silvia ayuda mujer invalida	**0,0799:6=0,0133**	0,0449-FIN
Silvia da las gracias	**0,46:6=0,0766**	

1.2.1.1.2) en la muestra de la estructura previa

Sujeto u Opcion	**Nodo Inferior Integrado**	
Blusa blanca	**0,1866:6=0,0311**	0,0277-0,0277-0,0277-0,0274-0,0272-0,0274-0,0282-0,0294-0,0308-0,0321-0,0331-0,0338-0,0341-0,0343-FIN **0,0343 PUNTO MEDIO TOTAL**

		0,0272 Punto Medio Total relativo a Yolanda se viste y se pone guapa
Blusa violeta	**0,1466:6 =0,0244**	0,0277-0,0277-0,0272-0,0270-0,0276-0,0290-0,0307-0,0323-0,0335-0,0342-0,0345-0,0345-0,0345-FIN
Falda azul	**0,1866:6 =0,0311**	0,0277-0,0268-0,0268-0,0282-0,0304-0,0324-0,0339-0,0347-0,0350-0,0349-0,0346-0,0345-FIN
Falda amarilla	**0,1466:6 =0,0244**	0,0260-0,0268-0,0297-0,0326-0,0345-0,0354-0,0356-0,0353-0,0348-0,0344-0,0344-FIN
Pintarse labios y pestañas	**0,1666:6 =0,0277**	0,0277-0,0327-0,0355-0,0364-0,0364-0,0358-0,0350-0,0343-0,0341-0,0344-FIN
Hacerse un moño	**0,1666:6 =0,0277**	0,0378-0,0384-0,0374-0,0365-0,0353-0,0342-0,0337-0,0340-0,0348-FIN
Saludar al jefe de seccion	**0,29:6=0 ,048**	0,0390-0,0365-0,0357-0,0341-0,0331-0,0333-0,0344-0,0357-FIN **0,0341 Punto Medio Total relativo a Yolanda saluda al acudir a trabajar**
Saludar al controlador aereo	**0,18:6=0 ,03**	0,0341-0,0349-0,0326-0,0321-0,0336-0,0356-0,0371-FIN

Saludar piloto avion	**0,23:6=0,0383**	0,0358-0,0303-0,0317-0,0352-0,0377-0,0386-FIN
Saludar compañeras	**0,2:6=0,0333**	0,0249-0,0332-0,0388-0,0403-0,0396-FIN
Saludar conserje	**0,1:6=0,0166**	0,0416-0,0445-0,0418-0,039-FIN
Mujeres y niños primero	**0,4:6=0,0666**	0,0474-0,0391-0,0362-FIN **0,0362 Punto Medio Total relativo a conceptos morales trabajo Yolanda**
Tratar educadamente pasajeros	**0,17:6=0,0283**	0,0308-0,0333-FIN
No usar violencia	**0,2:6=0,0333**	0,0358-FIN
Atender necesidades pasajeros	**0,23:6=0,0383**	

1.2.1.2) con el metodo geometrico

1.2.1.2.1) en la muestra de las asimilaciones

Limite izquierdo Promedio entre puntuacion maxima y minima de la mitad interior de la muestra		Limite derecho Promedio entre puntuacion maxima y minima de la mitad superior de la muestra		Punto Medio Total
Puntuacion Maxima	Labarse las manos = Nodo Inferior Integrado 0,076	Puntuacion Maxima	Silvia da las gracias = Nodo Inferior Integrado 0,0766	
Puntuacion Minima	Haya rocio en las plantas = Nodo Inferior Integrado 0,014	Puntuacion Minima	Silvia acude manifestacion paz en Irak = Nodo Inferior Integrado 0,0033	

(0,076+0,014):2=0,045	(0,0766+0,0033):2=0,0399	Punto Medio Total (0,045+0,0399):2=0,0424 **0,0424**

1.2.1.2.2) en la muestra de la estructura previa

Limite izquierdo		Limite derecho		Punto Medio Total
Promedio entre puntuacion maxima y minima de la mitad interior de la muestra		Promedio entre puntuacion maxima y minima de la mitad superior de la muestra		
Puntuacion Maxima	Blusa blanca y falda azul = Nodo Inferior Integrado 0,0311	Puuntuacion Maxima	Mujeres y niños primero = Nodo Inferior Integrado 0,0666	

Puntuacion Minima	Blusa violeta y falda amarilla = Nodo Inferior Integrado 0,0277	Puntuacion Minima	Saludar al conserje = Nodo Inferior Integrado 0,01666	
(0,0311+0,0277):2=0,0294		(0,0666+0,0166):2= 0,0416		Punto Medio Total (0,0294+0,0416):2=0,0355 **0,0355**

1.2.2) Nodos Intermedios Totales Integrados = Probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales de muestra de asimilacion y muestra previa

1.2.2.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Total Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,0139	**0,0139:0,0482=0,2883**

Muestra prvia	0,0343	**0,0343:0,0482=0,7116**
Total	0,0482	

1.2.2.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Total Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,0424	**0,0424:0,0779=0,5442**
Muestra previa	0,0355	**0,0355:0,0779=0,4557**
Total	0,0779	

1.3) Nodos Intermedios Relativos Integrados

1.3.1) calculo de los Puntos Medios Totales

1.3.1.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total
En la muestra de asimilaciones	
Aseo e higiene personal	0,0397
Correlaciones comportamiento Silvia con clima	0,0139
Comportamiento etico-moral	0,029
En la muestra previa	
Yolanda se viste y se pone guapa	0,0272
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0341
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,0362

1.3.1.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Limite izquierdo (promedio entre puntuacion maxima y minima de la mitad inferior de la muestra)	Limite derecho (promedio entre puntuacion maxima y minima de la mitad superior de la muestra)	Punto Medio Total
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene	(0,076+0,0507):2= 0,0633	(0,0253+0,0144):2= 0,0198	**(0,0633+0,0198):2=** **0,0415**

Correlacion comportamiento Silvia con clima	(0,0141+0,0138):2= 0,0139	(0,014+0,0138):2= 0,0139	**(0,0139+0,0139):2=** **0,0139**
Comportamiento etico moral (aquí no he tenido en cuenta alñ sujeto u opcion esperar semaforo en rojo al estar justo en el centro , si algun dia las agencias espaciales , NASA , ESA , NASDA , desarrollan mis descubrimientos espero que encuentren una solucion adecuada a estas situaciones)	(0,0233+0,0033):2= 0,0133	(0,0766+0,0133):2= 0,0449	**(0,0133+0,0449):2=** **0,0291**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	(0,0311+0,0244):2= 0,0277	(0,0244+0,0277):2= 0,026	**(0,0277+0,026):2=** **0,0268**
Yolanda saludar al acudir a trabajar	(0,048+0,03):2= 0,039	(0,0333+0,01666):2 = 0,0249	**(0,039+0,0249):2=** **0,0319**

(aquí no he tenido en cuenta el sujeto u opcion central saludar al plito de avion , si las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , desarrollan algun dia mas mis descubrimientos , espero que en cuentren una solucion optima)			
Conceptos morales trabajo de Yolanda	(0,0666+0,0283):2= 0,0474	(0,0333+0,0383):2= 0,0358	**(0,0474+0,0358):2=** **0,0416**

1.3.2) Nodos Intermedios Relativos Integrados

1.3.2.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	Nodos Relativos Integrados
Muestra de asimilaciones		
Aseo e higiene	0,0397	**0,0397:0,0826=0,4806**

Correlaciones comportamiento Silvia con clima	0,0139	**0,0139:0,0826=0,1682**
Comportamiento etico-moral	0,029	**0,029:0,0862=0,351**
Total	0,0826	
Muestra previa		
Yolanda se viste y se pone guapa	0,0272	**0,0272:0,0975=0,2789**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0341	**0,0341:0,0975=0,3497**
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,0362	**0,0362:0,0975=0,3712**
Total	0,0975	

1.3.2.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Relativo Integrado**
Muestra de asimilaciones		
Aseo e higiene	0,0415	**0,0415:0,0845=0,4911**
Correlaciones comportamiento Silvia con clima	0,0139	**0,0139:0,0845=0,1644**
Conceptos etico-morales	0,0291	**0,0291:0,0845=0,3443**
Total	0,0845	
Muestra estructura previa		
Yolanda se viste y se pone guapa	0,0268	**0,0268:0,1003=0,2671**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0319	**0,0319:0,1003=0,318**
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,0416	**0,0416:0,1003=0,4147**
Totales	0,1003	

1.4) Nodos Superiores Totales Integrados

1.4.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Total Integrado	**Nodo Superior Total Integrado** **Ultimo Punto**
Muestra de asimilaciones	0,2883	**(0,2883+0,7116):2=1:2=0,5**
Muestra previa	0,7116	**(el Nodo Superior Total Integrado es igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Total Integrado es igual a la media aritmetica , si esto no sucediera unicamente es causa del error acumulado en truncamiento decimal)**

1.4.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodo Superior Total Integrado** **Ultimo Punto**
Muestra asimilaciones	0,5442	**(0,5442+0,4557):2=1:2=0,5** **(el Nodo Superior Total Integrado es igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Total Integrado es igual a la media aritmetica , en caso de no sucederse esto , unicamente es a causa del error acumulado por truncamiento decimal)**
Muestra previa	0,4557	

1.5) Nodos Superiores Relativos Integrados

1.5.1) con el metodo aritmetico

1.5.1.1) Calculo de los Ultimos Puntos

1.5.1.1.1)Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados en las asimilaciones

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados
Aseo e higiene personal	0,4806	(0,4806+0,1682):2= 0,3244	(0,3244+0,2596):2= **0,292**
Correlacion comportamiento Silvia según clima	0,1682	(0,1682+0,351):2= 0,2596	
Comportamiento etico-moral	0,351		

1.5.1.1.2) Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados en la estructura previa

Sujeto u Opcion	Nodos Intermedios Relativos Integrados	1ª tanda	Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2789	(0,2789+0,3497):2= 0,3143	(0,3143+0,3604):2= **0,3373**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,3497	(0,3497+0,3712):2= 0,3604	
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,3712		

1.5.1.2) Nodos Superiores Relativos Integrados

Sujeto u Opcion	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados	Probabilidad empirica de los Ultimos Puntos de Nodos Intermedios Relativos Integrados	**Nodo Superior Relativo Integrado**
Muestra asimilaciones	0,292	0,292:0,6293=0,464	**(0,464+0,5359):2=** **1:2=0,5** **El Nodo Superior Relativo Integrado es igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Suprior Relativo Integrado es igual a la media aritmetica, de no sucederse esto unicamente seria a causa del error acumulado por truncamiento decimal**
Muestra previa	0,3373	0,3373:0,6293=0,5359	
totales	0,6293		

1.5.2) con el metodo geometrico

1.5.2.1) Calculo de los Ultimos Puntos

1.5.2.1.1)Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados en las asimilaciones

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados
Aseo e higiene	0,4911	(0,4911+0,1644):2= 0,3277	(0,3277+0,2543):2= **0,291**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,1644	(0,1644+0,3443):2= 0,2543	
Comportamientos etico-morales	0,3443		

1.5.2.1.2) Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados en la estructura previa

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2671	(0,2671+0,318):2= 0,2925	(0,2925+0,3663):2= **0,3294**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,318	(0,318+0,4147):2= 0,3663	
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,4147		

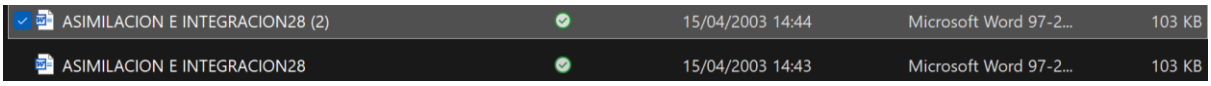
1.5.2.2) Nodos Superiores Relativos Integrados

Sujeto u Opcion	Ultimos Pundos Nodos Intermedios Relativos Integrados	Probabilidades empiricas Ultimos Puntos Nodos Intermedios Relativos Integrados	**Nodo Superior Relativo Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,291	0,291:0,6204=0,469	**(0,469+0,5309):2=** **1:2=0,5**
Muestra previa	0,3294	0,3294:0,6204=0,5309	
totales	0,6204		**(El Nodo Superior Relativo Integrado es igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Relativo Integrado es igual a la media aritmetica, de no sucederse esto unicamente es a causa del error acumulado por truncamiento decimal)**

Las agencias espaciales , como la NASA , ESA , NASDA , quizas muchas de las formulaciones que yo he descubierto las puedan aplicar a las investigaciones en tecnologia avanzada , aunque como siempre he explicado , mis descubrimientos matematicos pueden tener una aplicación mucho mas general , ya que todos los descubrimientos matematicos que yo he realizado pueden tener una aplicación potencial en la ciencia de investigacion heuristica , de hecho , muchos problemas de investigacion heuristica a menudo presentan problemas en la forma de integrar los datos que se han podido recoger , de esta forma , muchas de las formas de integrar los datos recabados durante el proceso de recogida de informacion en la etapa inicial de la investigacion heuristica , podria ser una informacion que se odria analizar en terminos de integrarla para despues , asimismo , pasar a una investigacion mucho mas profunda , en la cual se pueden utilizar para tales fines , muchas de las formulaciones matematicas que , ya en Intuicion y Probabilidad , como en la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad , y en Asimilacion y Probabilidad , he ido describiendo como tecnicas matematicas potencialmente utiles en la investigacion heuristica en general , ademas de particularmente en la investigacion aplicada en tecnologia avanzada , en general , en todo el mundo las naciones podran encontrar una serie de elementos de sumo interes para mantner una serie de diseños de investigacion avanzados , en el marco de las exigencias que , en terminos de calidad , impone actualmente la investigacion cientifica mundial . En principio , de todas formas , la teroia aquí expuesta s una teoria que tiene como finalidad el desarrollo de la Inteligencia Artificial , partiendo asi pues , de la creacion de sistemas matematicos para encauzar el crecimiento intelectual del sistema artificial , teniendo en cuenta las informaciones asimiladas del medio ambiente , que han de ser asi despues integradas con el resto de informaciones previas , en sistemas de probabilidades de sesgo interno , que permita que todas las informaciones procesadas significativamente en el Aprendizaje Artificial , con la Asimilacion e Integracion aquí detalladas , permita de esta forma crear una serie de informaciones fundadas en probabilidades integradas , homogeneas entre si , que permitan la diferenciacion progresiva y la reconciliacion integradora , para un ajuste adecuado despues , de las decisiones según opciones en funcion de las probabilidades de sesgo interno , que el dispositivo de Inteligencia Artificial , pueda mantener en si , para el desarrollo constante en siguientes etapas , de Afectividad Artificial .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad



(Capitulo 28)

XXX me tortura utilizando XXX tecnicas psicoacusticas y aplicando psicologia sovietica con la cual pretende condicionar mis respuestas fisiologicas de sueño , eyaculacion sexual orgasmica ,a estimulos condicionantes acusticos , con los cuales aumentando de volumen me quiere asesinar , y aumenta el volumen de los ruidos cada vez que mi madre realizacion alguna accion , verbal o fisica . La comunidad internacional debe castigar al XXX . Una forma con que la comunidad internacional me puede ayudar a mi y a XXX , es que la comunidad internacional proteja mis descubrimientos matematicos y proteja a mi familia , y la comunidad internacional sea comprensiva si tengo alguna incorreccion al escribir , dado que mientras escribo sufro tortura .

Las investigaciones matematicas que estoy realizanddo son de gran valor para el futuro de la humanidad , creo sinceramente que seria grave que , en caso de que yo me muriera y mi obra cientifica nunca se publicara , seria grave que toddos mis ddescubrimientos matematicos se olvidaran , creo que la comunidad cientifica internacional perderia una grtan obra matematica , y perderia muchas oportunidades de innovacion en tecnologia avanzadfa , en el caso de que mis descubrimientos matematicos se perdieran en el tiempo y el olvido si nunca se publicaran , debido a esta situacion que sufro , ruego por favor encarecidamente , por favor les ruego a las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , que por favor protejan la seguridad de mis descubrimientos matematicos , porque estoy convencido que mis descubrimientos matematicos , a las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , algun dia les puede ser de gran ayuda para continuar con la investigacion cientifica , por este motivo ruego a

las agencias espaciales que nunca permitan que se olviden , en el caso de que yo muera y mi obra cientifica se olvide , los descubrimientos matematicos que yo he realidado . Tambien me gustaria que la cadena de television de Atlanta , la cadena XXX participara en proteger mis descubrimientos matematicos , ya que la XXX fue una cadena de television que en su momento me aporto una gran ayuda y un modelo de ideales a seguir , por favor les ruego que participen en proteger los descubrimientos matematicos , que con ayuda y esfuerzo , de agencias espaciales y cadenas de television , he podido realizar .

1º) Integracion desde nodo inferior de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva .

Las agencias espaciales mundiales , especialmente las que mantienen un nivel de produccion cientifica realmente elevado en materia de innovacion en tecnologia avanzada , como son la NASA , ESA , NASDA , desarollan una serie de innovaciones tecnologicas que en ultimo caso se pueden clasificar en dos formas de innovacion tecnologica : la primera forma de investigacion tecnologiuca de gran interes en estos instantes es el aumento tecnologico en motores y reactores con mayor capacidad de otencial de lanzamiento de misiones espaciales , ya sea con fines comerciales como cientificas , y en segundo lugar la innovacion tecnologica destinada a la Inteligencia Artificial , entendiendo la innovacion tecnologica en el campo de la Inteligencia Artificial la innovacion y diseño de computadoras mas potentes , que puedan ser utilizadas , en el campo de la astronautica , para poder de esta forma , mantener una serie de dispositivos ciberneticos con una autonomia operativa , que independientemente de la presencia humana , puedan trabajar en forma de pilotos automaticos , que permita asi al sistema cibernetico convertirse en una especie de automata espacial , para lo cual se precisa tanto , un sistema cibernetico con mayor capacidad de memoria para lo cual se pueden utilizar sistemas nanotecnologicos de memoria utilizando atomos de hidrogeno y de fluor , como a menudo se desarrollan en los planes del Ames Research Center de la NASA , como tambien en la investigacion

de cómo crear autonomia operacional en la psicomotricidad artificial , en los vbrazos espaciales como pueda ser el Euopean Robotis Arm de la ESA , o en el caso de las nvestigacion que esta elaborando el NASDA , con el KIBO dentro de la International Space Station en el cual esta creando un importante abanico de apuestas de investigacion cientifica , tanto en construccion de brazos espaciales como en materia computacional aplicada a un medio ambiente espacial . Todas estas innovaciones tecnologicas , terminan de una forma u otra , basandose principalmente en la percepcion artificial , ya que , cualquier aumento de la capacidad de memoria computacional aunque se haga partiendo de nanotecnologia avanzada como el Ames Research Center de la NASA , asi como en el caso de la psicomotricidad artificial , terminen fundandose en la necesaria creacion de percepcion artificial creando mecanismos de integracion sensorial artificial , en la cual se integran las informaciones que se obtienen a partir de la recogida de datos de los diferentes sensores artificiales , que el sistema artificial disponga para la elaboracion de las investigaciones cientificas diseñadas . De esta forma , un sistema de psicomotricidad artificial finalmente , para llegar a un momento de ciera autonomia independientemente de cualquier influencia humana , el sistema artificial que detente alguna forma de psicomotricidad artificial y pretenda ser autonomo por si mismo , debera ser un sistema de psicomotricidad artifricial que deba tener algun mecanismo de recogida de informacion ambiental en funcion de la cual elaborar el diseño de acciones a realizar en la tarea a desempeñar , este tipo de recoggida de informacion ambiental que el sistema de psicomotricidad artificial necesita para la elaboracion de las acciones correctas de la tarea a desempeñar , es un sistema de recogida de informacion que se basa en una serie de sensores artificiales que acumulan informacion ambiental util en el desempeño correcto de la tarea , para lo cual asimismo finalmente , el analisis de la psicomotricidad artificial deriva en un sistema de integracion de recogida de informacion necesaria para el mantenimiento automatico y autonomo de un sistema de psicomotricidad artificial , para que , la psicomotricidad artificial a partir de las informaciones sensoriales recogidas e integradas en integracion sensorial artificial , pueda desempeñar la tarea de forma correcta realizando las acciones necesarias . La psicomotricidad artificial es uno de los elementos esenciales dentro de la robotica moderna , por cuanto que se trata de una las bses fundamentales de cualquier futuro programa de sistema artificial autonomo con capacidad operativa independiente de cualquier injerencia humana , un sistema artificial autonomo que pudiera tomar decisiones y realizarlas , teniendo para tal fin , una serie de efectores psimotrices artificiales , que pudieran asi realizar las acciones decididas . En este sentido , la psicomotricidad artificial , llega un momento , que ademas de integracion sensorial de las informaciones recogidas del ambiente a traves de los sistemas sensoriales artificiales , llega un punto en el cual es tambien imprescindible la disposicion de sistemas decisinoales artificiales con los cuales , a partir de la informacion recogida , el sistema artificial pueda asi decidir las acciones a realizar . Ahora bien , en las

investigaciones que normalmente se desarrollan en muchos de los estudios en innovacion en tecnologia avanzada de las principales agencias mundiales , c omo la NASA , ESA ,o NASDA , este tipo de sistemas decisionales todavia no se han logrado hasta un nivel de eficacia total , siendo precisamente por este motivo , que la necesaria obtencion de sistemas artificiales con capacidad decisional , hace que la teoria matematica que yo aquí he expuesto , desde Probabilidad y Decision , Intuicion y Probabilidad , y ahora en Asimilacion e Integracion . En primer lugar , los descubrimientos matematicos que yo he realizado permiten que el desarrollo en tecnologia avanzada , vaya mucho mas alla de crear sistemas de banco de datos en los sistemas artificiales cuya memoria unicamente sea un sistema de acumulacion de informacion de forma inconexa o no relacionada , ya que , los descubrimientos matematicos que yo he realizado permiten asi crear bancos de datos en donde existe un procesamiento significativo de la informacion que se pueda recoger del ambiente , el sistema artificial de esta forma elabora un AprendizajeArtificial significativo , en forma de Asimilacion e Integracion , en el cual , la integracion de las diferentes informaciones que pudiera obtener de lso diferentes sensores artificiales , es una informacion que la integrar , pero no solo se integra la informacion proviniente de lso diferentes organos sensoriales artificiales que disponga el sistema artificial , sino que ademas , esta infomracion proviniente de los distintos organos sensoriales artificiales , es una informacion que tambien la pasa a integrar con la informacion de las estructuras previas que tenga dentro del sistema , en un procesamiento significativo de la informacion aprendida , en dos etapas diferentes pero contiguas la una con respecto de la otra , en donde la integracion de las asimilaciones , es decir , de las informaciones provinientes de los diferentes organos de recogida de informacion sensorial artificial se integra , y se integra ademas con las informaciones previas que pudiera tener el propio sistema , en un proceso significativo de procesar la informacion de forma que , la informacion no se memorice en el banco de datos de forma desarticula o de forma inconexa , sino que la informacion que se procesa en el banco de datos , es una informacion capaz de poder ser procesada siguiendo los principios mas elementales de la Psicologia del Aprendizaje , muy especialmente , siguiendo la teoria psicologica de Ausubel y de Vigotski , dos de los fundadores mas importantes de la teoria actual psicologica en base al constructivismo y al aprendizaje psignificativo , teniendo el analisis de la obra de Vigotski quizas incluso una importancia sustancial , por cuanto las teorias de modificacion de la inteligencia , en la obra de Vigotski , con la Zona de Desarrollo Proximo , podrian ser tambien potecialmente aplicables a sistemas de Inteligencia Artificial . En la medida que hoy en dia el interes de todas las naciones del mundo por mantener sistemas tecnologicos avanzados esta en auge , la teoria matematica que yo he descubierto , podria permitir incluso , que aquellas agencias de investigacion espacial en vias de desarrollo como el ISRO de la India , podrian tener sistemas de desarrollo de modelos de Inteligencia Artificial , con los cuales , sin necesidad de grandes avances en nanotecnologia , en caso que en estos momentos

no dispusieran de recursos comparables al Ames Research Center de la NASA , estas agencias en vias de desarrollo como el ISRO , con sencillas tecnicas matematicas como las que aquí estoy yo exponiendo , podrian crear sistemas de inteligencia artificial , que podrian competir incluso con los sistemas de tecnologia avanzada mas importantes actualmente , aunque a nivel de nanotecnologia estuvieran sensiblemente menos preparadas , ya que , los descubrimientos matematicos que yo estoy haciendo , permiten que un sistema artificial con una memoria de disco dura normal y corriente , con un sistema de probabilidades de sesgo interno , en los procesos de Asimilacion e Integracion , pudiera obtener un Aprendizaje Artificial , en el cual , con una memoria de disco duro , la computadora del sistema artirficial pudiera , en primer lugar asimilar las informaciones ambientales recogidas en los sistemas sensoriales artificiales de recogida de informacion , y estas informaciones poder procesarlas significativamente en la asimilacion en forma de probabilidades de sesgo interno decisionales , para que despues , en un segundo lugar , estas asimilaciones codificadas en forma de probabilidades de sesgo interno pudieran ser integradas con las estructuras de probabilidades de sesgo interno previas , en donde asi , la integracion permita una diferenciacion progresiva y una reconciliacion integradora de las probabilidades de sesgo interno asociadas a las diferentes informaciones , para que según el grado o nivel de probabilidad de sesgo interno de cada informacion jerarquizada , ante una situacion dada en que el sistema artificial tuviera que tomar una decision , según las opciones ambientales presentes el sistema artificial ponderando los niveles jerarquicos internos de probabilidades de sesgo interno poder asi adoptar una decision correcta , con un nivel de eficacia tan alto capaz de impedir subsiguientes procesos de efectos mariposa que pudieran alterar el curso normal de las consecuencias deseables a partir de la decision adoptada . Es decir , unas de las claves de la suma importancia de los descubrimientos matematicos que estoy elaborando , es que , muchas agencias espaciales en vias de desarrollo que quizas en estos momentos no disponen de un desarrollo tecnologico comparable al que si pueden tener las agencias mas importantes mundialmente como la NASA , ESA , NASDA , es que , los descubrimientos matematicos que estoy haciendo , pueden suplir el deficit tecnologico a cambio de una teoria matematica que puede resolver sus actuales deficits en desarrollo de Inteligencia Artificial en un marco de exigencias tecnicas de total eficacia para cualquier mision espacial , fuera con fines comerciales , como tambien con fines cientificos , con una aplicación tanto en investigacion heuristica como en aplicación en tecnologia avanzada . Asi pues dentro del marco teorico que estoy elaborando , la in vestigacion matematica se convierte en una investigacion con unas aplicaciones potencialmente tecnologicas que puede ofrecer una serie de prstaciones y ventajas de gran trascendencia , asi como tambien ofrece una serie de posibilidades y oportunidades , para el mantenimiento de programas de investigacion heuristica en general . En este sentido , si la Asimilacion y Probabilidad marcaba los procedimientos por los cuales se podria llevar a cabo los procesos de

asimilacion de las informaciones ambientales recogidas del ambiente , en Integracion y Probabilidad se marcan los procedimientos por los cuales se debe integrar las informaciones recogidas en la asimilacion en relacion a las estructuras previas . El capitulo de hoy vigesimo octavo , de hecho es el ultimo capitulo que dedico a la integracion , en la modalidad no selectiva , siendo hoy este capitulo dedicado a la integracion desde nodo inferior de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , con el capitulo de hoy dare por zanjado el analisis de la integracion en la modalidad no selectiva , aunque , no obstante , esta primera subetapa dentro de la Integracion y Probabilidad en la cual se han analizado las diferentes formas de integracion , en la modalidad no selectiva , según integracion desde nodo superior , nodo intermedio , y nodo inferior , ha sido una primera subetapa de este ensayo , en la cual , algunas de las teorias , que sin lugar a dudas puede marcar la evolucion futura de la investigacion matmatica , han surgido como consecuencia de la modificacion de teorias que fueron expuestas inicialmente para la integracion en nodo superior , me refiero a la teoria matematica aquí expuesta del Metodo Porcentual de Integracion , un metodo a raiz del cual despues he ido introduciendo una serie de modificacion , primeramente en el Metodo de Probabilidad Porcentual en la integracion desde nodo superior , y despues en las diferentes integraciones desde los diferentes nodos que se han venido realizado , dando lugar a una teoria coherente y compleja , adecuada para las exigencias tecnbologicas que el mundo actual requiere , aunque a pesar de que el Metodo de Probabilidad Porcentual es el metodo que , en mi opinion , mas potenciales aplicaciones tiene para el futuro de la investigacion matematica , en un primer momento de este ensayo , mi intencion era haber desarrollado una gran parte de las integraciones previstas utilizando el Metodo Porcentual de Integracion . Tal como en Asimilacion e Integracion habia anunciado , en este ensayo de Integracion y Probabilidad , como segunda parte dentro del bloque tematico que supone en conjunto Asimilacion e Integracion , tenia tambien previsto analizar las importantes implicaciones conceptuales que podria desmpeñar la teoria matematica de la Probabilidad Corregida , ya analizada en la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad , dentro de las integraciones que se pudieran realizar desde los diferentes nodos , precisamente el valor matematico que hubiera tenido la Probabilidad Corregida hubiera sido sobre la base del Metodo Porcentual de Integracion , siendo precisamente como ejemplo del valor matematico que pudiera tener la Probabilidad Corregida en relacion al Metodo Porcentual de Integracion , por lo que , el proximo capitulo vigesimo noveno , desarrollare un ejemplo de aplicación de la Probabilidad Corregida sobre la base del Metodo Porcentual de Integracion , tal como fue aplicado en el capitulo vigesimo de este capitulo , en la integracion desde nodo superior de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las codificaciones de los aprendizajes conceptuales de Yolanda separadamente de los comportamientos de

Silvia según clima , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva . De esta forma , aunque en el capitulo vigesimo octavo de hoy realmente termino con toda esta subetapa de analisis de las diferentes formas de integracion , en la modalidad no selectiva , en los diferentes nodos , superiores , intermedios , inferiores , en el proximo capitulo hare un ejemplo de aplicación de la teoria matematica de la Probabilidad Corregida sobre la base del Metodo Porcentual de Integracion , para , a partir del capitulo trigesimo comenzar con la integracion matematica en la modalidad selectiva , para lo cual el capitulo trigesimo lo debere dedicar a la construccion de la Inteligencia en Arbol previa selectiva , realizando asi la elaboracion logaritmica sobre la estructura previa , considerando el calculo , sobre la base de la estructura previa , de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas , Puntauciones Logaritmicas Mas Probables , a fin de someterlas a contraste con la Puntuacion Logaritmica Teorica , Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , y Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , realizando asi ya en el capitulo trigesimo primero la integracion matematica desde la modalidad selectiva . Asi pues , en este capitulo vigesimo octavo termino con las integraciones no selectivas desde no inferior para lo cual , analizare , la integracion desde nodo inferior de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promediod e Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva .

1.1)Nodos Inferiores Integrados , integracion desde nodo inferior de la Inteligencia en Arbol no selectiva , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva .

Sujeto u Opcion	Nodo inferior no integrado	**Nodo Inferior Integrado**
Labarse las manos	0,4565	**0,4565:6=0,076**
Labarse la cara	0,3043	**0,3043:6=0,0507**
Cepillarse los dientes	0,1521	**0,1521:6=0,0253**
Ducharse	0,0869	**0,0869:6=0,0144**
Haya rocio en las plantas	0,0856	**0,0856:6=0,0142**
El termometro marca 0º	0,0877	**0,0877:_6=0,0146**
Haya nubes por la mañana	0,0817	**0,0817:6=0,0136**

Haya nubes por la tarde	0,0877	**0,0877:6=0,0146**
Llueva	0,0817	**0,0817:6=0,0136**
Silvia lleve anorak	0,0862	**0,0862:6=0,0143**
Silvia riega las plantas	0,0862	**0,0862:6=0,0143**
Silvia llega paraguas	0,0801	**0,0801:6=0,0133**
Encender calefaccion	0,0852	**0,0852:6=0,0142**
Silvia llega guantes	0,0852	**0,0852:6=0,0142**
Silvia recicla	0,14	**0,14:6=0,0233**
Acudir manifestacion paz en Irak	0,0199	**0,0199:6=0,0033**
Esperar semaforo en rojo	0,2999	**0,2999:6=0,0499**
Ayudar mujer invalida	0,0799	**0,0799:6=0,0133**
Dar las gracias	0,46	**0,46:6=0,0766**
Blusa blanca	0,1866	**0,1866:6=0,0311**
Blusa violeta	0,1466	**0,1466:6=0,0244**
Falda azul	0,1866	**0,1866:6=0,0311**
Falda amarilla	0,1466	**0,1466:6=0,0244**
Pintarse labios y pestañas	0,1666	**0,1666:6=0,0277**
Hacerse un moño	0,1666	**0,1666:6=0,0277**
Saludar jefe de seccion	0,29	**0,29:6=0,048**
Saludar controlador aereo	0,18	**0,18:6=0,03**
Saludar piloto avion	0,23	**0,23:6=0,0383**
Saludar compañeras	0,2	**0,2:6=0,0333**
Saludar conserje	0,1	**0,1:6=0,0166**
Mujeres y niños primero	0,4	**0,4:6=0,0666**
Tratar educadamente pasajeros	0,17	**0,17:6=0,0283**
No usar violencia	0,2	**0,2:6=0,0333**

Atender necesidades pasajeros	0,23	**0,23:6=0,0383**
Total	1+1+1+1+1+1=6	

1.2) Nodos Intermedios Totales Integrados

1.2.1) Puntos Medios Totales

1.2.1.1)Con el metodo aritmetico

1.2.1.1.1) En la muestra de las asimilaciones

Sujeto u Opcion	**Nodo Inferior Integrado**	
Labarse las manos	**0,4565:6=0,076**	0,0633-0,0506-0,0397-0,0313-0,0252-0,0211-0,0184-0,0167-0,0156-0,0149-0,0144-0,0141-0,0139-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-FIN **0,0138 PUNTO MEDIO TOTAL** **0,0397 Punto Medio Total relativo a aseo e higiene**
Labarse la cara	**0,3043:6=0,0507**	0,0380-0,0289-0,02290,0192-0,0170-0,0157-0,0150-0,0145-0,0142-0,0140-0,0139-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-FIN
Cepillarse los dientes	**0,1521:6=0,0253**	0,0198-0,0170-0,0156-0,0149-0,0145-0,0143-0,0141-0,0140-0,0139-0,0139-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0139-FIN

Ducharse	**0,0869:6=0,0144**	0,0143-0,0143-0,0142-0,0141-0,041-0,0140-0,0140-0,0139-0,0139-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0140-FIN
Haya rocio en las plantas	**0,0856:6=0,0142**	0,0144-0,0142-0,0141-0,0141-0,0140-0,0140-0,0139-0,0139-0,0138-0,0138-0,0138-0,0138-0,0139-0,0142-FIN **0,0138 Punto Medio Total relativo a correlaciones comportamiento Silvia con clima**
El termometro marca 0º	**0,0877:_6=0,0146**	0,0141-0,0141-0,0141-0,0140-0,0140-0,0139-0,0139-0,0138-0,0138-0,0138-0,0139-0,0141-0,0145-FIN
Haya nubes por la mañana	**0,0817:6=0,0136**	0,0141-0,0141-0,0140-0,0140-0,0139-0,0139-0,0138-0,0138-0,0139-0,0141-0,0144-0,0149-FIN
Haya nubes por la tarde	**0,0877:6=0,0146**	0,0141-0,0140-0,0140-0,0139-0,0139-0,0138-0,0138-0,0140-0,0143-0,0147-0,0154-FIN
Llueva	**0,0817:6=0,0136**	0,0139-0,0141-0,0140-0,0139-0,0138-0,0139-0,0142-0,0146-0,0152-0,0161-FIN
Silvia lleve anorak	**0,0862:6=0,0143**	0,0143-0,0140-0,0138-0,0138-0,0141-0,0145-0,0150-0,0158-0,017-FIN
Silvia riega las plantas	**0,0862:6=0,0143**	0,0138-0,0137-0,0138-0,0144-0,0150-0,01560,01668-0,0182-FIN
Silvia llega paraguas	**0,0801:6=0,0133**	0,0137-0,0139-0,0151-0,0156-0,0163-0,0177-0,0199-FIN
Encender calefaccion	**0,0852:6=0,0142**	0,0142-0,0164-0,0162-0,0170-0,0191-0,0221-FIN
Silvia llega guantes	**0,0852:6=0,0142**	0,0187-0,0160-0,0179-0,0212-0,0251-FIN
Silvia recicla	**0,14:6=**	0,0133-0,0199-0,0245-0,029-FIN

	0,0233	**0,029 Punto Medio Total relativo a comportamiento etico-moral**
Acudir manifestacion paz en Irak	**0,0199:6=0,0033**	0,0266-0,0291-0,0336-FIN
Esperar semaforo en rojo	**0,2999:6=0,0499**	0,0316-0,0382-FIN
Ayudar mujer invalida	**0,0799:6=0,0133**	0,0449-FIN
Dar las gracias	**0,46:6=0,0766**	

1.2.1.1.2) En la muestra previa

Sujeto u Opcion	**Nodo Inferior Integrado**	
Blusa blanca	**0,1866:6=0,0311**	0,0277-0,0277-0,0277-0,0274-0,0272-0,0274-0,0282-0,0294-0,0308-0,0321-0,0331-0,0338-0,0341-0,0343-FIN **0,0343 PUNTO MEDIO TOTAL** **0,0272 Punto Medio Total relativo a Yolanda se viste y se pone guapa**
Blusa violeta	**0,1466:6=0,0244**	0,0277-0,0277-0,0272-0,0270-0,0276-0,0290-0,0307-0,0323-0,0335-0,0342-0,0345-0,0345-0,0345-FIN
Falda azul	**0,1866:6=0,0311**	0,0277-0,0268-0,0268-0,0282-0,0304-0,0324-0,0339-0,0347-0,0350-0,0349-0,0346-0,0345-FIN

Falda amarilla	**0,1466:6=0,0244**	0,0260-0,0268-0,0297-0,0326-0,0345-0,0354-0,0356-0,0353-0,0348-0,0344-0,0344-FIN
Pintarse labios y pestañas	**0,1666:6=0,0277**	0,0277-0,0327-0,0355-0,0364-0,0364-0,0358-0,0350-0,0343-0,0341-0,0344-FIN
Hacerse un moño	**0,1666:6=0,0277**	0,0378-0,0384-0,0374-0,0365-0,0353-0,0342-0,0337-0,0340-0,0348-FIN
Saludar al jefe de seccion	**0,29:6=0,048**	0,0390-0,0365-0,0357-0,0341-0,0331-0,0333-0,0344-0,0357-FIN **0,0341 Punto Medio Total relativo a Yolanda saluda al acudir a trabajar**
Saludar al controlador aereo	**0,18:6=0,03**	0,0341-0,0349-0,0326-0,0321-0,0336-0,0356-0,0371-FIN
Saludar piloto avion	**0,23:6=0,0383**	0,0358-0,0303-0,0317-0,0352-0,0377-0,0386-FIN
Saludar compañeras	**0,2:6=0,0333**	0,0249-0,0332-0,0388-0,0403-0,0396-FIN
Saludar conserje	**0,1:6=0,0166**	0,0416-0,0445-0,0418-0,039-FIN
Mujeres y niños primero	**0,4:6=0,0666**	0,0474-0,0391-0,0362-FIN **0,0362 Punto Medio Total relativo a conceptos morales trabajo Yolanda**
Tratar educadamente pasajeros	**0,17:6=0,0283**	0,0308-0,0333-FIN
No usar violencia	**0,2:6=0,0333**	0,0358-FIN
Atender necesidades pasajeros	**0,23:6=0,0383**	

1.2.1.2) Con el metodo geometrico

1.2.1.2.1)En la muestra de las asimilaciones

Limite izquierdo		Limite derecho		Punto Medio Total
Puntuacion Maxima	Labarse las manos = Nodo Inferior Integrado 0,076	Puntuacion Maxima	Dar las gracias= Nodo Inferior Integrado 0,0766	
Puntuacion Minima	Nubes por la mañana y llueva = Nodo Inferior Integrado 0,0136	Puntuacion Minima	Ayudar a una mujer invalida =Nodo Inferior Integrado 0,0133	
(0,076+0,0136):2=0,0448		(0,0766+0,0133):2=0,0449		**<u>Punto Medio Total</u>** (0,0448+0,0449):2=0,0448 **<u>0,0448</u>**

1.2.1.2.2) en la muestra previa

Limite izquierdo		Limite derecho		Punto Medio Total
Puntuacion Maxima	Saludar jefe de seccion = Nodo Inferior Integrado 0,048	Puntuacion Maxima	Mujeres y niños primero = Nodo Inferior Integrado 0,0666	
Puntuacion Minima	Blusa violeta y falda amarilla= Nodo Inferior Integrado 0,0244	Puntuacion Minima	Sludar al conserje = Nodo Inferior Integrado 0,0166	
(0,048+0,0244):2=0,0362		(0,0666+0,0166):2=0,0416		**Punto Medio Total** (0,0362+0,0416):2=0,0389 **0,0389**

1.2.2) Nodos Intermedios Totales Integrados

1.2.2.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Total Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,0138	**0,0138:0,0481=0,2869**
Muestra previa	0,0343	**0,0343:0,0481=0,713**
Total	0,0481	

1.2.2.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodo Intermedio Total Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,0448	**0,0448:0,0837=0,5352**
Muestra previa	0,0389	**0,0389:0,0837=0,4647**
Total	0,0837	

1.3) Nodos Intermedios Relativos Integrados

1.3.1) Puntos Medios Totales

1.3.1.1) Con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total
Muestra de asimilaciones	
Aseo e higiene personal	0,0397
Correlaciones comportamiento Silvia con clima	0,0138
Comportamiento etico-moral	0,029
Muestra previa	
Yolanda se viste y se pone guapa	0,0272
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0341
Conceptos morales trabajo de Yolanda	0,0362

1.3.1.2) Con el metodo geometrico

1.3.1.2.1) En la muestra de asimilaciones

Sujeto u Opcion	Limite izquierdo (promedio entre maximo y minimo de mitad inferior de la muestra)	Limite derecho (promedio entre maximo y minimo de mitad superior de la muestra)	Punto Medio Total
Muestra asimilaciones			
Aseo e higiene	(0,076+0,0507):2= 0,0633	(0,0253+0,0144):2= 0,0198	**(0,0633+0,0198):2=** **0,0415**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	(0,0146+0,0136):2= 0,0141	(0,0143+0,0133):2= 0,0138	**(0,0141+0,0138):2=** **0,0139**
Comportamiento etico-moral (el sujeto u opcion esperar que el semaforo se ponga en rojo , al estar justo en la mediana no lo tomo en cuenta , de todas formas , si las agencias espaciales , NASA , ESA , NASDA , algun dia	(0,0233+0,0033):2= 0,0133	(0,0133+0,0766):2= 0,0449	**(0,0133+0,0449):2=** **0,0291**

complementan mis descubrimientos , quizas este tipo de situaciones tengan alguna solucion adecuada)			
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	(0,0311+0,0244):2= 0,0277	(0,0277+0,0244):2= 0,026	**(0,0277+0,026):2= 0,0268**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	(0,048+0,03):2= 0,039	(0,0333+0,0166):2= 0,0249	**(0,039+0,0249):2= 0,0319**
Conceptos morales trabajo Yolanda	(0,0666+0,0283):2= 0,0474	(0,0333+0,0383):2= 0,0358	**(0,0474+0,0358):2= 0,0416**

1.3.2) Nodos Intermedios Relativos Integrados

1.3.2.1) Con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodos Intermedios Relativos Integrados**
Muestra asimilaciones		
Aseo e higiene	0,0397	**0,0397:0,0826=0,4812**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,0138 **De todos los Puntos Medios Totales para el calculo de los Nodos Internedios Relativos Integrados , en la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas con Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , este 0,138 es el unico valor que le diferenciaria con respecto al vapitulo vigesimo septimo .**	**0,0138:0,0825=0,1672**
Conceptos etico-morales	0,029	**0,029:0,0825=0,351**
Total	0,0825	
Muestra previa		
Yolanda se viste y se pone guapa	0,0272	**0,0272:0,0975=0,2789**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0341	**0,0341:0,0975=0,3497**

Conceptos morales trabajo Yolanda	0,0362	**0,0362:0,0975=0,3712**
Total	0,0975	

1.3.2.2)Con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Punto Medio Total	**Nodos Intermedios Relativos Integrados**
Muestra asimilaciones		
Aseo e higiene	0,0415	**0,0415:0,0845=0,4911**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,0139	**0,0139:0,0845=0,1644**
Conceptos etico-morales	0,0291	**0,0291:0,0845=0,3443**
Total	0,0845	
Muestra previa		
Yolanda se viste y se pone guapa	0,0268	**0,0268:0,1003=0,2671**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,0319	**0,0319:0,1003=0,318**
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,0416	**0,0416:0,1003=0,4147**
Total	0,1003	

1.4)Nodos Superiores Totales Integrados

1.4.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Total Integrado	**Nodo Superior Total Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,2869	**(0,2869+0,713):2=1:2=0,5** **El Nodo Superior Total Integrado es igual a la probabilidad teorica , es decir el Nodo Superior Total Integracion es igual a la media aritmetica , en caso de son suceder esto unicamente es por el error acumulado por truncamiento decimal**
Muestra previa	0,713	

1.4.2) Con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Total Integrado	**Nodo Superior Total Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,5352	**(0,5352+0,4647):2=1:2=0,5** **El Nodo Superior Total Integrado es igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Total Integrado es igual a la media aritmetica , en caso de que no sucediera unicamente se debe al error acimulado por truncamiento decimal**
Muestra previa	0,4647	

1.5) Nodos Superiores Relativos Integrados

1.5.1) con el metodo aritmetico

1.5.1.1) Calculo de los Ultimos Puntos

1.5.1.1.1)Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados en las asimilaciones

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	Ultimo Punto de los Nodos Relativos Integrados
Aseo e higiene personal	0,4812	(0,4812+0,1672):2= 0,3242	(0,3242+0,2591):2= **0,2916**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,1672	(0,1672+0,351):2= 0,2591	
Comportamiento etico moral	0,351		

1.5.1.1.2) Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados en la estructura previa

Sujeto u Opcion	Nodos Intermedios Relativos Integrados	1ªtanda	Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2789	0,3143	**0,3373**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,3497	0,3604	
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,3712		

1.5.1.2) Nodos Superiores Relativos Integrados

Sujeto u Opcion	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados	Probabilidad empirica de Ultimos Puntos de Nodos Intermedios Relativos Integrados	**Nodo Superior Relativo Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,2916	0,2916:0,6289=0,4636	**(0,4636+0,5363):2=** **1:2=0,5** **El Nodo Superior Relativo Integrado es igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Suprior Relativo Integrado es igual a la media aritmetica , en caso de que esto sucediese unicamente es debido al error acumulado en truncamiento decimal**
Muestra previa	0,3373	0,3373:0,6289=0,5363	
Total	0,6289		

1.5.2) con el metodo geometrico

1.5.2.1) Calculo de los Ultimos Puntos

1.5.2.1.1)Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados en las asimilaciones

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados
Aseo e higiene	0,4911	(0,4911+0,1644):2= 0,3277	(0,3277+0,2543):2= **0,291**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	0,1644	(0,1644+0,3443):2= 0,2543	
Comportamientos etico-morales	0,3443		

1.5.2.1.2) Ultimo Punto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados en la estructura previa

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Relativo Integrado	1ª tanda	Ultimo Punto de Nodos Intermedios Relativos Integrados
Yolanda se viste y se pone guapa	0,2671	(0,2671+0,318):2= 0,2925	(0,2925+0,3663):2= **0,3294**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	0,318	(0,318+0,4147):2= 0,3663	
Conceptos morales trabajo Yolanda	0,4147		

1.5.2.2) Nodos Superiores Relativos Integrados

Sujeto u Opcion	Ultimos Pundos Nodos Intermedios Relativos Integrados	Probabilidades empiricas Ultimos Puntos Nodos Intermedios Relativos Integrados	**Nodo Superior Relativo Integrado**
Muestra de asimilaciones	0,291	0,291:0,6204=0,469	**(0,469+0,5309):2=** **1:2=0,5** **(El Nodo Superior Relativo Integrado es igual a la probabilidad teorica , es decir , el Nodo Superior Relativo Integrado es igual a la media aritmetica, de no sucederse esto unicamente es a causa del error acumulado por truncamiento decimal)**
Muestra previa	0,3294	0,3294:0,6204=0,5309	
totales	0,6204		

En todos los calculos que acabo de realizar ahoraz mismo , se puede advertir facilmente , como precisamente , la unica diferencia transcendetal , una vez que se han calculado los Nodos Inferiores Integrdos , en esta integracion desde nodo inferior , de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa no selectiva , es que , una vez que se han calculado ya los Nodos Inferiores Integrados , se observa que , el unico Nodo Intermedio Integrado , en esta integracion desde nodo inferior teniendo en cuenta Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , que se diferencia de los Nodos Intermedios Integrados obtenidos en la integracion desde nodo inferior , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertiodas , calculados en el anterior capitulo vigesimo septimo , se da precisamente en el Nodo Intermedio Integrado relativo al comportamiento de Silvia correlacionado con el clima , en donde , cuando el Nodo Intermedio Integrado del comportamiento de Silvia correlacionado con el clima se calcula , aplicandose la formulacion matematica del respectivo Nodo Intermedio Relativo Integrado , se aprecia como , de todos los Nodos Intermedios Relativos Integrados calculados teniendo en cuenta la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , que se diferencia en alguna minima fraccion decimal , con respecto de los Nodos Intermedios Relativos Integrados calculados teniendo en cuenta , desde nodo inferior , la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , se da precisamente en el comportamiento correlacionado de Silvia , que ;

- Nodo Intermedio Relativo Integrado , en integracion desde nodo Inferior , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , en el sujeto u opcion de comportamiento de Silvia correlacionado con clima = 0,0138

- Nodo Intermedio Relativo Integrado , en integracion desde nodo inferior , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en el sujeto u opcion de comportamiento de Silvia correlacion con clima = 0,0139

- Conclusion : 0,0139-0,0138=0,0001 , lo cual aplicando Simplificacion Decimal , es igual a

0,0 0,0

0,01 0,01

0,003 0,003

0,0009 - 0,0008 = 0,0001

Es decir , la diferencia entre el Nodo Intermedio Relativo Integrado que el sujeto u opcion comportamiento de Silvia correlacionado con clima , presenta entre , de calcularse , en intgracion desde nodo inferior , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , con respecto de calcularse teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , es unicamente de una fraccion decimal tan aparentemente insignificante y despreciable como "0,0001" , pero que sin embargo , esta simple diferencia tan desprediable e insignificante , podria ser el matiz que podria diferenciar una decision de otra decision , en un momento dado en que la situacion , bajo unos condicionantes ambientales determinados , impusiera una seriacion de opciones a elegir en la toma de decision , en donde , esta mas minima diferencia podria determinar , de tenerse en cuenta este "0,0001" , una decision u otra decision en el momento de elegir , de modo que de esta minima diferencia tan insignificante , se podria derivar una diferenciacion decisional de la cual , poderse incluso producirse efectos mariposa incontrolables a la larga , en la medida que toda decision implica consecuencias , y en toda consecuencia de un efecto dado , experimentalmente es posible controlar muchas variables , pero experimentalmente todavia hoy no se ha logrado ejercer un control total sobre todas las variables experimentales que intractuan en un proceso determinado , estocastico o de causalidad . Este tipo de situaciones que aquí expongo son un claro ejemplo de cómo la Probabilidad Imposible puede ser una metodologia cientifica capaz de poder estudiar fenomenos tan complejos como los efectos mariposas si se pusier en practica , aunque tambien soy consciente que hay muchas coincidencias en mis descubrimientos matematicos que exisigiran una atencion espacial por parte de las agencias espaciales , NASA , ESA , NASDA , si el dia en que finalmente se reconozcan publicamente mis descubrimientos matematicos , pudieran estar interesadas en avanzar en investigacion matematica a partir de mis descubrimientos matematicos expuestos en esta teoria de Probabilidad Imposible . De hecho muchas de las coincidencias que yo vengo observando en mis descubrimientos matematicos creo

que realmente esconden muchas oportunidades de investigacion que algun dia podrian ser sin lugar a dudas la base matematica del tercer milenio despues de Cristo , asi como que no tengo la menor duda de que mis descubrimientos matematicos sentaran las bases fundamentales de este siglo XXI , siendo la Probabilidad Imposible una teoria fundamental en la investigacion matematica para el desarrollo en innovacion de tecnologia avanzada , e investigacion cientifica heuristica en general , en una teoria matematica como Probabilidad Imposible en donde se aunan los intereses aplciativos de la matematica , ya sea en tecnologia con fines comerciales como en industriales , como tambien en una matematica aplicada sobre tercnologia de ultima generacion , y en investigacion descriptiva para todas las areas de la ciencia . Si la ciencia normalmente se estructura teniendo la matematica como premisa esencial de objetividad cientifica , entonces , facilmente se puede comprender que el mas minimo avance en investigacion matematica , como es el Segundo Metodo , supone a la larga un avance en toda la ciencia , singularme en las ciencias espaciales , en las cuales , algun dia las agencias NASA , ESA , NASDA , podran disponer de una teoria matematica , que permita una innovacion tecnologica a partir de metodos matematicos de probabilidad , en donde , el sueño de la Inteligencia Artificial sea posible a traves de la probabilidad , para la creacion de seres artificiales con una capacidad de aprendizaje y unas capacidades en toma de decisiones , que podrian permitir , que las proximas misiones espaciales que las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , pudieran realizar , fueran misiones espaciales que unicamente pudieran estar dirigidas por simples sistemas artificiales capaces de aprender y tomar decisiones , y empezar a crear comunidades roboticas espaciales , sin por ello dejar de perder el horizonte , tal como el doctor Fastolfe o Daneel Olivaw hubiera deseado para Aurora , de que tambien es necesaria la presencia humana en la expansion galactica internacional .

ASIMILACION E INTEGRTACION

Segunda parte : Integracion y Probabiliddad

(Capitulo 29)

Quiero comunicar hoy en primer lugar que ayer , por accidente , tuve que empezar a intentar localizar algunos archivos de mis ultimos ensayos de matematicas en la memoria de mi ordenador , y casualmente me di cuenta que alguno de los capitulos mas importantes de la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad , habian desaparecido de la memoria de mi ordenador . Ruego a la comunidad internacional que por favor a pesar de la tortura que yo estoy sufriendo , y a pesar de que a menudo puedo decir cosas de las que despues yo mismo me puedo arrepentir y pueden serme para mi mismo no del todo buenas , a pesar de todos los defectos que yo tenga , les pido que me perdonen y me comprendan , pero por favor , que no se permita que mis descubrimientos matematicos se olviden . A pesar de todo , ayer , al revisar algunos informes de agencias de Naciones Unidas , asi como informes sobre energia de Arabia Saudi pude comprobar que , ya hay muchas personas que de forma indirecta , hacen alusiones implicitas a favor de conservar y preservar y proteger la seguridad mis descubrimientos matematicos .

El Tribunal Penal Internacional debe defendder la paz XXX, el XXX me pone ruidos cada vez que mi madre realiza una accion verbal o fisica , el XXX pretende condicionar mis respuestas fisiologicas de sueño y eyaculacion sexual a una serie de estimulos condicionantes. La comunidad internacional debe castigar al XXX , y la mejor forma es , que la comunidad internacional sea comprensiva si tengo alguna incorreccion al escribir , a causa de la tortura , y la comunidad internacional proteja mis descubrimientos matematicos , y la comunidad internacional proteja a mi familia .

Mis descubrimientos matematicos son lo suficientemente importantes como para poder tener aplicaciones fundamentales en el campo de las ciencias espaciales , seria un error grave que mis descubrimientos matematicos pudieran olvidarse en el caso de que yo me muriera y mis descubrimientos matematicos nunca se publicaran , por esto mismo , ruego encareciddamente , ruego por favor , y esperando que algun dia me perdonen , a las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , que por favor nunca permitan que mis descubrimientos matematicos caigan en el olvido , y que trabajen para que algun dia , se reconozcan publicamente la labor cientifica de mis descubrimientos matematicos , para que mis descubrimientos puedan ser utilizados por las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA en sus programas espaciales . Sinceramente y con el corazon en la mano , para mi seria un honor que mis descubrimientos matematicos ayudaran a las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA a realizar avances en la ciencia . Igualmente , quiero dar las gracias a la cadena de television XXX de Atlanta por toda la ayuda que me ofrecio en el otoño del 2002 , y rogar por favor a la cadena de television XXX dde Atlanta que nunca permitan que se olvidden mis descubrimientos matematicos , y que empece a ddesarrollar con la ayuda que me ofrecia la XXX , creo sinceramente que la ciencia algun dia poddra tener avances sorprenddentes aplicando los descubrimientos matematicos que he ido realizando en los ultimos meses .

1º) Probabilidad Corregida aplicada al Metodo Porcentual de Integracion

El nivel de desarrollo en tecnologia avanzada , que presntan las distintas agencias espaciales mundiales , lideres en la investigacion espacial , en primer lugar la NASA , seguida de la ESA y el NASDA , en esencia tienen unos programas en investigacion en tecnologia avanzada con una gran similitud entre si , el desarrollo de motores para naves espaciales de mayor potencia , que pudieran alcanzar algun dia el sueño de Isaac Asimov del famoso salto al hiperespecio , hace de una parte que la investigacion tecnologia ca se convierta en una investigacion en la forma de implementacion de nuestros conocimientos sobre la mecanica , a fin de que , mejorando los conocimientos que hoy en dia disponemos sobre mecanica , seamos capaces de diseñar naves espaciales , que con bajo consumo de combustible , y un peso decreciente , con una masa minima , y una capacidad de transporte maxima , pudieran ser capaces de enviar misiones trip0uladas humanas , a los lugares mas reconditos de la galaxia , naves espaciales que dejarian a años luz a las actuales Soyuz rusas , o a las acctuales Atlantis , por unas naves espaciales equipadas ccon motores con doble o

tripple reacctos , tanto por sistema crionigenico , co mo por otro tipo de teccnicas que se van realizando , pero que puedan obtener una capacidad de propulsion de lanzamiento superando la velocidad dde escape con crecces , a fin de que , algun dia , sin necesidad de utilizar asistencia gravitacional en Venus , una nave espacial pudiera llegar a Merccurio en poco tiempo , e igualmente , misiones espaciales que sin asistencia gavitacional en la Luna pudieran ser capaces de obtener una propulsion , con un motor de gran potencia con reactos superpotentes , que pudieran enviar a la nave espacial , desde la estacion de despegue , directamente a Pluton si fuera necesario , naves espaciales que de hecho ya se estan investigando , y de posiblemente , misiones espaciales como las que ya se estan preparando en el Instituto de Astrobiologia de la NASA , la Europa Orbiter , seraan realizadas por naves espaciales con unos motores con una potencia muy superior a la potencia de muchas de las naves espaciales que se han venido utilizando para la exploracion de los planetas exteriores , dentro de los programas de colaboracion que la NASA y la ESA han realizado en la Galileo , o en los programas de colaboracion y cooperacion internacional que tambien estan inscrito en la Cassini Huygins , o por supuesto , que duda cabe que , misiones espaciales del NASDA como la Nozomi , en donde la nave espacial tuvo un pequeño problema , y actualmente la Nozomi se encuentra en orbita heliocentrica camino de Marte , el NASDA podra asi tener programas de mejora del motor de las proximas misiones espaciales que incluso sin necesidad de asistencia gravitacional , como si necesito la Nozomi , las siguientes misiones espaciales que realice el NASDA , podran viajar a Marte sin ningun problema , pudiendo asi la agencia espacial de Japon realizar un programa cientifico en Marte comparable al que actualmente , de forma magistral como lider internacional en ciencias espaciales , la NASA esta desarrollando incluyendo misiones robotizaadas con tripulaciones roboticas . Ahora bien , si la investigacion cientifica en tecnologia avanzada supone en una parte importante la implementacion de programas de mejora de la potencia del motor o reactor de las naves espaciales , este tipo de programas de tecnologia avanzada diseñados directamente a mejorar el motor de propulsion espacial , son un programa espacial basicamente dirigido hacia la investigacion en nuevas formas de mecanica , es decir , estudiar los sistemas mecanicos de transporte espacial , en donde , a menor peso de la nave espacial con menor masa y menor consumo sin embargo la nave espacial sea capaz de poder tener una gran capacidad de carga de transporte , en donde la capacidad de transporte de carga de la nave espacial sea proporcional a lso requerimientos que exija la tripulacion de la nave espacial , y la tripulacion de la nave espacial puede ser de dos tipos : tripulacion humana o tripulacion robotica , y en el caso de que la nave espacial utilice tripulacion robotica , entonces , la investigacion en tecnologia avanzada debe avanzar en el desarrollo y mejora de las actuales tecnicas en Inteligencia Artificial . En estos momentos , las diferentes agencias espaciales lideres en la investigacion espacial , NASA , ESA , NASDA , estan desarrollando estas investigaciones prioritariamente en la creacion de

psicomotricidad artificial , integracion sensorial artificial , y mejora de las capacidades de memoria , tal como he explicado en anteriores capitulos , siendo unos programas que en esencia se suelen fundar o bien sobre nanotecnologia avanzada , o bien sobre estudios de biomecanica y estudios de simulacion de ordenes nerviosas en sistemas roboticos por medio de sistemas de señales electricas que , en el robot , simulen comportarse como ordenes nerviosas , es decir , crear la replica perfecta del Sistema Nervioso Central humano en la realizacion de tareas en uns er artificial , asimismo como replicar al Sistema Nervioso Periferico en la integracion sensorial de las sensaciones que el robot pudiera obtener del medio ambiente a traves de sus sensores artificiales . Es decir , en la Inteligencia Artificial que hoy en dia se hace en el Ames Research Center de la NASA , por poner un ejemplo , o por ejemplo en la plataforma KIBO que Japon tiene en la International Space Station , lo que se pretende es lo siguiente :

- Replicar el Sistema Nervioso Central humano en sistemas de Inteligencia Artificial como capacidad central de realizacion de tareas psicomotrices , en donde el Sisitema Nervioso Central replicado en sistemas de Inteligencia Artificial sea el que desarrolle el control , feed back y nivel de realizacion de las tareas a desarrollar .

- Replicar el Sistema Nervioso Periferico humano en sistemas de Inteligencia Artificial como sistemas de recogida de datos de los sensores artificiales del robot , para dichas informaciones sensoriales artificiales sean despues integradas en el dico duro de la computadora centrakl del robot .

- El robot crea asi un sistema de relaciones con el medio ambiente : a partir de la integracion sensorial perceptiva artificial que el robot hace al integrar las informaciones que llegan del medio ambiente , a traves de los sistemas de recogida de datos , constituyidos en forma de , Sistema Nervioso Periferico robotico replicado del humano , el robot dispone de un banco de datos sobre las fluctuaciones ambientales a partir de la cual el robot puede , desde su Sistema Nervioso Central replicado del humano , poder realizar tareas .

Este tipo de modelo de Inteligencia Artificial que acabo de exponer ,es el modelo de Inteligencia Artificial mas corriente dentro de los planes de desarrollo de Inteligencia Artificial en las diferentes agencias espaciales mundiales , ya que , si se indaga sobre la estructura de estos programas de investigacion mas desarrollo en Inteligencia Artificial robotica , que la NASA , ESA , NASDA estan en estos momentos actualizando , la similitud sobre los objetivos cientificos propuestos en sus diferentes aspectos

realmente es sorprendente , manteniendo una serie de similitud en objetivos que permite tambien a la larga que estos programas espaciales puedan ser desarrollados en unos niveles de calidad standard dentro de los planes de investigacion cientifica internacionales en la International Space Station , aunque , a pesar de todos estos avances que se han venido desarrollando , en mi opinion , hay una cuestion fundamental que de momento no han llegado a resolver las agencias espaciales internacionales , y siendo precisamente la piedra angular de mis descubrimientos matematicos aplicados a tecnologia avanzada : en esencia , lso actuales proyectos en Inteligencia Artificial pretenden replicar capacidades humanas o cualidades humanas , sobre sistemas de soporte tecnologico artificial , es decir , sobre soportes de fibra sintetica , fibra de carbono , nanotubos y semiconductores basicamente , sin emabargo , este tipo de soportes unicamente son utilizados para la consecucion de niveles elementales de psicomotricidad , o niveles elementales de percepcion sensorial artificial , es decir , en los programas de Inteligencia Artificial se investiga el modo de lograr que una maquina pueda tener comportamientos minimamente similares a los comportamientos humanos , no obstante , esta apariencia de comportamiento humano replicado no significa , en mi opinion , que realmente , porque una maquina sea capaz de poder desarrollar una autonomia de movimiento espacial , una autonomia de vuelo , o un piloto automatico que pudiera dirigir acciones elementales , por esto ya se pudiera afirmar que una maquina posee ya lo que se define como Inteligencia Artificial , ya que en esencia , lo unico que se ha hecho , es que una maquina pueda de forma automatia desarrollar movimientos standarizados , pero dicha maquina todavia no es capaz de desarrollar acciones espontaneas o aprendidas , ya que dicha maquina con psicomotricidad artificial unicamente haria aquellos movimientos para los cuales se le ha programado desde un inicio , siendo totalmente imposible para dicha maquina tener un margen de creatividad en sus movimientos , es decir , en esencia no es Inteligencia Artificial sino un programa computacional de realizacion de acciones fisicas sobre soporte artificial. En mi opinion , muchos de los conceptos que actualmente se estan utilizando en relacion a la Inteligencia Artificial , unicamente pretenden ser replicas , pero nunca llgan al verdadero factor que determina la verdadera Inteligencia Artificial , y el verdadero factor que puede determinar la Inteligencia Artificial es que un dia seamos capaces de crear seres artificiales constituidos con autoconciencia de si mismos , seres artificiales roboticos , como Daneel Olivaw , capaces de poder pensar por si mismos , robots con conciencia critica , robots que tengan una conciencia de la realidad que les rodea como una conciencia de su situacion ante el mundo que les cobija , es decir , en mi opinion , cualquier avence en Inteligencia Artificial que hagamos y que no tenga por objetivo intentar crear seres artificiales capaces de poder tener una conciencia como la humana , en realidad unicamente es un programa de replicacion de acciones , en donde , se pretende hacer una labor de mimesis de movimientos humanos en movimientos electronicos con brazos artificiales u otras tecnicas , pero este tipo de

investigacion nunca podra conducir a lo que , al menos para mi , es la esencia fundamental del desarrollo de planes de investigacion en tecnologia avanzada en Inteligencia Artificial : robots dotados de conciencia de si mismos , y robotos conscientes de su situacion ante el mundo que les rodea , robots capaces de pensar por si mismos sin ayuda del hombre , robots con una capacidad de maniobra significativamente superior a la capacidad de maniobra humana en procesos mentales logicos , robots con una mente artificial estructurada según los principios de la logica aristotelica , con unos procesos mentales de inferencia logica y deduccion logica superiores al de cualquier ser humano , robots capaces de resolver cualquier tipo de problema situaciones mediante el procesamiento proposional de la informacion ambiental , con capacidades automaticas de someter a contraste cualquier hipotesis ante una situacion ambiental dada , robots con un cerebro matematico que someten a las leyes de la logica cualquier tipo de evento que se produjera en su entorno y en su interior , y lo mas importante de todo , en mi opinion el ultimo objetivo de la Inteligencia Artificial es crear seres artificiales que como Daneel Olivaw , y toda la saga de robots de Isaac Asimov , o como en la ultima pelicula de Atanley Kubric , estos robots superinteligentes sean capaces de tener sentimientos , porque en esencia , la mejor proteccion ante la realidad son los sentimientos , el sentimiento de amor a quien te proteje , y el sentimiento de odio a quien te amenaza , al igual que el dolor es una sensacion sensorial que nos advierte de presencia de peligro , y el placer nos advierte de ausencia de peligro . En suma , en mi opinion , y el objetivo ultimo que toda mi teoria de Asimilacion e Integracion presenta es que , algun dia , seamos capaces de construir robots a nuestra imagen y semejanza , en donde , sin que el hombre pretenda sustituir a Dios , el hombre pueda asi construir una humanidad robotica de seres artificiales inteligentes a su imagen y semejanza , en donde algun dia los robots puedan ser seres con niveles de actuacion independientemente de cualquier variable humana , los robots esten libres de la influencia humana , y los robots esten fuera de cualquier intervencionismo humano , una sociedad de robots que piesan por si mismos con autoconciencia propia . ¿esta utopia que acabo de exponer es posible? En mi opinion es matematicamente posible , aunque es evidente muchos de los riesgos que este tipo de tecnologia puede generar , ya que , una tecnologia capaz de crear seres roboticos capaces de pensas por si mismos con plena conciencia de ser , y capaces de tener incluso cualidades y capacidades superiores a las humanas ,serian seres roboticos que podrian ser interpretados para un gran sector de la humanidad , como seres que podrian suponer un serio peligro de competencia intelectual con respecto del hombre , porque mientras la inteligencia humana , incluso el mismo Vigotski reconocia que el hombre en su etapa madura tiene limitaciones biologicas , aun dentro de la Zona de Desarrollo Proximo , por el contrario , un robot de las caracteristicas expuestas aquí , no tendria mas limitacion en su desarrollo mas que el limite de memoria de disco duro , y el disco duro cada dia esta aumentando de espacio debido al uso de las nuevas tecnicas nanotecnologicas . Ademas , una de las ventajas que presenta mi teoria

matematica , es que , si bien la nanotecnologia aumentando el espacio de disco duro , como las investigaciones del Ames Research Center de la NASA , podrian ser un factor que podrian complementar la conciencia robotica , por el contrario , mis descubrimientos matematicos tambien podrian ser utilizados por agencias espaciales en vias de desarrollo como el ISRO , la agencia espacial de la India , que si bien el ISRO no dispone de los recursos que si dispone la NASA , con las actuales condiciones tecnologicoa que el ISRO tiene , la India podria crear un sistema de satelites comerciales con Inteligencia Artificial , aplicando , el dia que mis descubrimientos matematicos tengan el reconocimiento que merecen , Asimilacion e Integracion , teniendo asi la India una oportunidad de crear flotas de satelites artificiales con Inteligencia Artificial para fines comerciales , que podrian suponer un estimulo para la economia de la India , y , mis descubrimientos en Asimilacion e Integracion podrian suponer un estimulo cientifico para las actuales condiciones cientificas del ISRO y en general de toda la estructura cientifica de la India , y , algun dia la India podria disponer de robots dotados con conciencia propia , robots capaces de pensar por si mismos sin nignuna ayuda humana , robots capaces de procesar informacion significativamente sin ninguna ayuda del exterior , robotos completamente autonomos , robots que incluso deberian gozar de derechos y garantias civiles como cualquier otro ciudadano de una gran nacion . Ahora bien , para que este proceso que acabo de explicar sea posible , mis descubrimientos matematicos ponen precisamente el enfasis en aquello en donde las agencias espaciales mundiales lideres en investigacion espacial , NASA , ESA , NASDA , todavia no habian logrado desarrollar un cierto nivel de desarrollo standard , y mis descubrimientos matematicos si han logrado : la Inteligencia Artificial no depende tanto de crear un Sistema Nervioso Central robotico replica del humano para el desarrollo de acciones en una tarea a desempeñar , y la Inteligencia Artificial no depende tanto de crear un Sistema Nervioso Periferico robotico para el desarrollo de integracion sensorial perceptiva artificial , porque , mis descubrimientos matematicos proponen que , el factor fundamental en desarrollo de Inrteligencia Artificial es replicar en los sistemas artificiales sistemas de : sistemas en donde replicar en robots la capacidad de toma de decisiones humana , y replicar en robots sistemas de capacidades humanas de aprendizaje significativo . Es decir , la verdadera piedra angular de la Inteligencia Artificial es crear seres artificiales que sean capaces de pensar por si mismos , seres artificiales que tengan conciencia , y si dichos seres artificiales seran capaces de pensar por si mismos y de tener conciencia , es porque estos seres artificiales tendran capacidades de toma de decisiones y estos seres artificiales seran capaces de aprender . Al igual que normalmente se suele definir al hombre inteligente como aquel hombre capaz de aprender , y al igual que normalmente se suele definir al hombre inteligente como aquel hombre capaz de adoptar decisiones correctas , igualmente , un robot sera considerado inteligente en la medida que el robot sea capaz de aprender , y un robot sera considerado inteligente en la medida que el robot adopte decisiones inteligentes , de la union de una capacidad de aprendizaje y

una capacidad decisional , en sistemas artificiales , ha de surgir un robot capaz de aprender y de tomar decisiones correctas , que en ultima instancia puede evolucionar hacia la creacion de un robot con una autoconciencia propia de si mismo , un robot que pueda pensar por si mismo sin ayuda de ningun hombre , un robot capaz de poder valerse por si mismo sin ningun tipo de injerencia humana y sin ningun tipo de intervencionismo humano , un robot libre . Pero para hacer realidad el sueño de Stanley Kubrik , en su ultima pelicula Inteligencia Artificial , es necesario que ademas de poder dedicar frases bonitas sobre la futura libertad que podran disfrutar los seres artificiales avanzados del futuro , gracias a la investigacion en tecnologia avanzada que en estos momentos se esta haciendo , en la NASA , ESA , NASDA , o en mis descubrimientos matematicos , es necesario continuar en la investigacion . Una forma de que un sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial pueda tomar decisiones por si mismo es con las probabilidades de sesgo interno que ya explique en Probabilidad y Decision a partir del 12 de agosto del 2002 , ahora bien , tambien el proceso de Aprendizaje Artificial lo podriamos cifrar en aprendizaje de probabilidades de sesgo interno de forma que asi cualquier aprendizaje que dicho ser artificial efectuara podria ser un aprendizaje que pudiera formular en terminos de probabilidad de sesgo inter para la toma de decisiones , y este procesamiento de la informacion aprendida en forma de Aprendizaje Artificial se puede hacer mediante la aplicación de la teoria de Ausubel dentro de la psicologia del aprendizaje significativo , ademas de tambien se podria utilizar la teoria de Vigotski de la Zona de Desarrollo Proximo , en donde , al aprendizaje se puede cifrar como un proceso de asimilacion de informacion ambiental en forma de probabilidades de sesgo interno , tras un refgistro y una codificacion , en donde dicha informacion asimilada se ha podido recibir ya bien por sistemas de recepcion de comunicaciónes de otros sistemas artificiales como a partir de inforamciones recogidas por sensores artificiales , en donde estas informaciones asimiladas se pasan a integrar con las informaciones previas que ya hubieran dentro del sistema artificial , tal como la integracion de aprendizajes en el aprendizaje significativo de Ausubel para por ser un sistema en donde los nuevos aprendizajes pasan a integrarse con los conocimietnos previos , dando lugar a una estructura integrada que sera utilizada como estructura previa en el siguiente aprendizaje . Ahora bien , dentro de Asimilacion e Integracion , esta estructura integrada , surgida de la integracion de las asimilaciones aprendidas en relacion a los conocimietnos previos , se puede hacer , ya bien en la modalidad no selectiva , o en la modalidad selectiva . Dentro de la modalidad no selectiva , que se termine de realizar en el capitulo vigesimo octavo , se puede hacer desde nodo superior , desde nodo intermedio , y desde nodo inferior . En el caso concreto de realizarse en la modalidad no selectiva desde el nodo superior , se pueden utilizar dos tecnicas , la primera tecnica que yo utilice fue la que denomine como Metodo Porcentual de Integracion , y la segunda tecnica que despues he utilizado siempre ha sido la tecnica del Metodo de Probabilidad Porcentual que es en esencia una modificacion de la anterior . En mi opinion la tecnica que mas ventajas puede

guardar para las agencias espaciales como NASA , ESA NASDA , es la tecnica del Metodo de Probabilidad Porcentual , no obstante , el Metodo Porcentual de Integracion tambien puede ser util , y en este sentido , para ajustar el uso del Metodo Porcentual de Integracion a los requerimientos de la Inteligencia Artificial , es necesario realizar , para una mejor interpretacion de sus resultados , de una correccion de probabilidad , es decir , si bien la tecnica primera que utilice , el Metodo Porcentual de Integracion no ofrece tantas ventajas como el Metodo de Probabilidad Porcentual , no obstante , el Metodo Porcentual de Integracion de ser sometido a una correccion de probabilidad tambien podria presentar importantes oportunidades y prestaciones , para lo cual por tanto es necesaria la aplicación de la Probabilidad Corregida al Metodo Porcentual de Integracion siendo precisamente lo que abordare en este capitulo , de forma que una correccion del valor obtenido en el Metodo Porcentual de Integracion se pudiera utilizar tambien como estimacion decisional adecuada

1.1) Recordando las formulas matematicas de la Probabilidad Corregida

La Probabilidad Corregida es una formula matematica que empeze a utilizar en la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad , y cuya virtud era la de intentar corregir el error acumulado por truncamiento decimal en las probabilidades empiricas de sujeto u opcion , para lo cual , las formulaciones basicas de la teoria de la Probabilidad Corregida es la siguiente

Error Total = (1 – Σ p(x))

Error Promedio = (1 - Σp(xi)) : N

Probabilidad Corregida = ((1 – Σ p(xi)) : N)+ p(xi)

La logica de estas formulaciones matematicas es la siguiente , si el sumatorio de todas las probabilidades empiricas es igual a la unidad en teoria , ya que cada probabilidad empirica multiplicada por 100 es igual a un porcentaje , y el sumatorio de todos los porcentajes debe ser igual al 100% , entonces lo logico es que , si hacemos el sumatorio de las probabilidades empiricas , teniendo en cuenta unicamente la parte no truncada de la fraccion decimal , y descontando la parte truncada de la fraccion

decimal , entonces , si el sumatorio de las probabilidades empiricas restado a la unidad no es igual a cero , esto significa que , la difrencia entre la unidad con respecto del sumatorio de las probabilidades empiricas es igual a una cifra matematica superior a cero , esta cifra matematica superior a cero es entonces la cifra indicaria el total de los truncamientos decimales realizados en la selección de los decimales a tener en cuenta en la probabilidad empirica , dado que es imposible trabajar con toda la serie decimal . Es decir , debido a que matematicamente es muy dificil trabajar con toda la serie decimal de una fraccion decimal cuya serie decimal se prolonga indefinidamente , es necesario truncar dicha serie decimal , el truncamiento de la serie de cimal en cada probabilidad empirica termina por generar un error acumulado , y este error acumulado lo podemos conocer dado que , si en teoria el sumatorio de las probabilidades empiricas es igual al 100% , si esto no se produjera , la diferencia de la unidad con respecto del sumatorio de las probabilidades empiricas sera igual entonces al error acumulado total . Este error acumulado total dividido entre el numero de sujetos u opciones podria indicarnos por tanto finalmente , cual es el error promedio acumulado en cada sujeto u opcion . Si la diferencia entre el sumatorio de las probabilidades empiricas con respecto a la unidad es igual al error total , y este error total dividido entre el numero de sujetos u opciones es igual al error promedio por truncamiento en cada probabilidad empirica , entonces la mejor forma de poder corregir las probabilidades empiricas es por medio de sumar a cada probabilidad empirica el error promedio obtenido del promedio del error total , siendo la Probabilidad Corregida la forma de promediar el error por truncamiento decimal de todas las probabilidades empiricas entre todas las probabilidades empiricas , de este modo , si en el Metodo Porcentual de Integracion se tenia el problema por el cual , muchas probabilidades obtenidas como nodo inferior eran superiores al 100% , la forma mas eficaz de solucionar este problema es mediante aplicar el Metodo Porcentual de Integracion y asi lograr homogenizar los Nodos Inferiores Integrados obtenidos con el Metodo Porcentual de Integracion al integrar desde nodo inferior en el capitulo vigesimo de este mismo ensayo , asimismo tambien se aplicara la Probabilidad Corregida a los Nodos Superiores Integrados y a los Nodos Intermedios Integrados obtenidos en dicho capitulo vigesimo de este mismo ensayo , como demostracion de que este tipo de tecnica matematica en general se podria aplicar a cualquier muestra de probabilidades en donde hubiera alguna forma de error acumulado por truncamiento decimal .

1.2)Probabilidad Corregida aplicada a los Nodos Superiores Integrados , Nodos Intermedios Integrados , Nodos Inferiores Integrados , en la integracion desde nodo superior de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , teniendo en cuenta las codificaciones de aprndizajes conceptuales de Yolanda y codificaciones de comportamiento de Silvia según clima , en relacion a la Inteligencia en en Abol previa no selectiva

1.2.1)Probabilidad Corregida de los Nodos Superiores Integrados

1.2.1.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Superior Integrado	**Probabilidad Corregida de Nodo Superior Integrado**
En la muestra de asimilaciones	0,4073	**0,4073+0,00005=** **0,40735**
En la muestra previa	0,5926	**0,5926+0,00005=** **0,59265**
Error Total	1 – 0,9999 =0,0001	
Error Promedio	0,0001 : 2 =0,00005	

1.2.1.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo Superior Integrado	**Probabilidad Corregida de Nodo Superior Integrado**
En la muestra de asimilaciones	0,3961	**0,3961+0,00005=** **0,39615**
En la muestra previa	0,6038	**0,6038+0,00005=** **0,60385**
Error Total	1 - 0,9999 = 0,0001	
Error Promedio	0,0001 : 2 = 0,00005	

1.2.2) Probabilidad Corregida de los Nodos Intermedios Integrados

1.2.2.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Integrado	**Probabilidad Corregida de Nodo Intermedio Integrado**
Muestra previa		
Yolanda se viste y se pone guapa	1,384	**1,384 +(-1,331)=** **0,053**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,7537	**1,7537+(-1,331)=** **0,4227**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,8553	**1,8553+(1,331)=** **0,5243**
Error Total	1 - 4,993 = - 3,993	
Error Promedio	- 3,993 : 3 = - 1,331	
Muestra asimilaciones		

Aseo e higiene	3,49	**3,49 + (-2,395) =** **1,095**
Comportamiento Silvia según clima	2,1915	**2,1915 + (- 2, 395) =** **0,2035**
Aprendizajes conceptuales Yolanda	2,3439	**2,3439 + (-2,395)=** **0,0511**
Comportamiento etico moral	2,5546	**2,5546 +(- 2,395)=** **0,161**
Error Total	1 – 10,58 = - 9,58	
Error Promedio	- 9,58 : 4 =- 2,395	

1.2.2.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo Intermedio Integrado	**Probabilidad Corregida de Nodo Intermedio Integrado**
Muestra previa		
Yolanda se viste y se pone guapa	1,3771	**1,3771 + (- 1,3448) =** **0,0322**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,591	**1,591 + (- 1,3448) =** **0,2461**
Conceptos morales trabajo Yolanda	2,0664	**2,0664 + (- 1,3448)=** **0,7215**
Error Total	1 – 5,0345 = - 4,0345	
Error Promedio	- 4,0345 : 3 = - 1,3448	
Muestra asimilaciones		
Aseo e higiene	3,3819	**3,3819 + (-1,9239)=** **1,4579**

Comportamiento Silvia según clima	2,08	**2,08 + (-1,9239)=** **0,156**
Aprendizajes conceptuales Yolanda	2,1734	**2,1734+(-1,9239)=** **0,2494**
Comportamiento etico moral	1,0605	**1,0605+ (-1,9239)=** **- 0,8634**
Error Total	1 - 8,6958 = - 7,6958	
Error Promedio	- 7,6958 : 4 =1,9239	

1.2.3)Probabilidad Corregida de los Nodos Inferiores Integrados

1.2.3.1) con el metodo aritmetico

Sujeto u Opcion	Nodo Inferior Integrado	**Probabilidad Corregida de Nodo Inferior Integrado**
Blusa blanca	0,4853	**0,4853 + (-0,2662)=** **0,2188**
Blusa violeta	0,3812	**0,3812 + (-0,2662)=** **0,1147**
Falda azul	0,4853	**0,4853 + (-0,2662)=** **0,2188**
Falda amarilla	0,3812	**0,3812 + (-0,2662)=** **0,1147**
Pntarse labios y pestañas	0,433	**0,433 + (-0,2662)=** **0,1665**

Hacerse un moño	0,433	**0,433 + (-0,2662)=** **0,1665**
Error Total	1 – 2,599 = - 1,599	
Error Promedio	-1,599 : 6 = 0,2662	
Saludar jefe de seccion	0,4712	**0,4712 +)=**
Saluar controlador aereo	0,2924	**0,2924 + (-0,1249)=** **0,1675**
Saludar piloto avion	0,3737	**0,3737 + (-0,1249)=** **0,2488**
Saudar compañeras	0,3249	**0,3249 + (-0,1249)=** **0,2**
Saludar conserje	0,1624	**0,1624 + (-0,1249)=** **0,0375**
Error Total	1 - 1,6246 = -0,6246	

Error Promedio	-0,6246 : 5 = - 0,1249	
Mujeres y niños primero	0,5807	**0,5807 + (-0,1142)=** **0,4665**
Tratar educadamente pasajeros	0,2468	**0,2468+ (-0,1142)=** **0,1326**
No usar violencia	0,2903	**0,2903 + (-0,1142)=** **0,1761**
Atender necesidades pasajeros	0,339	**0,339+ (-0,1142)=** **0,2248**
Error Total	1 - 1,4568 = -0, 4568	
Error Promedio	0,4568 : 4 = 0,1142	
Labarse las manos	0,3965	**0,3965 + 0,0329 =** **0,4294**
Labarse la cara	0,2643	**0,2643 + 0,0329 =** **0,2972**

Cepillarse dientes	0,1321	**0,1321 + 0,0329 =** **0,165**
Ducharse	0,0754	**0,0754 + 0,0329 =** **0,1083**
Error Total	1 – 0,8683 =0,1317	
Error Promedio	0,1317 : 4 = 0,0329	
Silvia lleva norak	0,2441	**0,2441 + (-0,1598)=** **0,0842**
Silvia riega las plantas	0,2441	**0,2441 + (-0,1598)=** **0,0842**
Silvia usa paraguas	0,2206	**0,2206 + (-0,1598)=** **0,0607**
Silvia enciende calefaccion	0,3676	**0,3676 + (-0,1598)=** **0,2077**

Silvia corre ventanas de par en par	0,5149	**0,5149 + (-0,1598)=** **0,355**
Silvia se pone guantes	0,3676	**0,3676 + (-0,1598)=** **0,2077**
Error Total	1 – 1,9589 = - 0,9589	
Error Promedio	-0,9589 : 6 = - 0,1598	
Amanece por el este	0,5545	**0,5545 + (-0,1765)=** **0,378**
Haya rocio en las plantas	0,3959	**0,3959 + (-0,1765)=** **0,2194**
El termometro marca 0º	0,3168	**0,3168 + (-0,1765)=** **0,1403**
Nubes por la mañana	0,2375	**0,2375 + (-0,1765)=** **0,061**
Nubes por la tarde	0,3168	**0,3168 + (-0,1765)=**

		0,1403
Llueve	0,2375	**0,2375 + (-0,1765)=** **0,061**
Error Total	1 – 2,059 = - 1,059	
Error Promedio	- 1,059 : 6 = 0,1765	
Silvia recicla	0,227	**0,227 + (-0,1241** **0,1028**
Silvia acude manifestacion paz en Irak	0,0322	**0,0322+ (-0,1241)=** **-0,0919**
Silvia espe ra semaforo en rojo	0,4862	**0,4862 + (-0,1241)=** **0,362**
Silvia ayuda mujer invalida	0,1295	**0,1295 + (-0,1241)=** **0,0053**
Silvia da las gracias	0,7459	**0,7459 + (-0,1241)=** **0,6217**
Error Total	1 - 1,6208 = - 0,6208	

Error Promedio	-0,6208 : 5 = 0,1241	

1.2.3.2) con el metodo geometrico

Sujeto u Opcion	Nodo Inferior Integrado	**Probabilidad Corregida de Nodo Inferior Integrado**
Blusa blanca	0,4953	**0,4953+ (-0,2755)=** **0,2198**
Blusa violeta	0,3892	**0,3892+ (-0,2755)=** **0,1137**
Falda azul	0,4953	**0,4953+ (-0,2755)=** **0,2198**
Falda amarilla	0,3892	**0,3892+ (-0,2755)=** **0,1137**
Pntarse labios y pestañas	0,442	**0,442+ (-0,2755)=** **0,1665**

Hacerse un moño	0,442	**0,442+ (-0,2755)=** **0,1665**
Error Total	1 – 2,653 = -1,653	
Error Promedio	-1,653 : 6 = - 0,2755	
Saludar jefe de seccion	0,5768	**0,5768+ (-0,1977)=** **0,379**
Saluar controlador aereo	0,358	**0,358+ (-0,1977)=** **0,1602**
Saludar piloto avion	0,4574	**0,4574+ (-0,1977)=** **0,2596**
Saudar compañeras	0,3978	**0,3978+ (-0,1977)=** **0,2**
Saludar conserje	0,1988	**0,1988+ (-0,1977)=** **0,001**
Error Total	1 – 1,9888 = -0,9888	

Error Promedio	-0,9888 : 5 = - 0,1977	
Mujeres y niños primero	0,4716	**0,4716+ (-0,0447)=** **0,4268**
Tratar educadamente pasajeros	0,2004	**0,2004+ (-0,0447)=** **0,1556**
No usar violencia	0,2358	**0,2358+ (-0,0447)=** **0,191**
Atender necesidades pasajeros	0,2711	**0,2711+ (-0,0447)=** **0,2263**
Error Total	1 - 1,1789 = -0,1789	
Error Promedio	-0,1789 : 4 = 0,0447	
Labarse las manos	0,4668	**0,4668+ (-0,0055)=** **0,4612**
Labarse la cara	0,3112	**0,3112+ (-0,0055)=**

		0,3056
Cepillarse dientes	0,1555	**0,1555+ (-0,0055)=** **0,1499**
Ducharse	0,0888	**0,0888+ (-0,0055)=** **0,0832**
Error Total	1 - 1,0223 = - 0,0223	
Error Promedio	-0,0223 : 4 = -0,0055	
Silvia lleva norak	0,3965	**0,3965 + (- 0,2734) =** **0,123**
Silvia riega las plantas	0,3965	**0 ,3965 + (- 0,2734) =** **0,123**
Silvia usa paraguas	0,2771	**0,2771 + (- 0,2734) =** **0,0036**
Silvia enciende calefaccion	0,4618	**0,4618 + (- 0,2734) =**

		0,1883
Silvia corre ventanas de par en par	0,6468	**0,6468 + (- 0,2734) =** **0,3733**
Silvia se pone guantes	0,4618	**0,4618 + (- 0,2734) =** **0,1883**
Error Total	1 – 2,6405 = -1,6405	
Error Promedio	-1,6405 : 6 =0,2734	
Amanece por el este	0,6966	**0,6966 + (- 0,2644) =** **0,4321**
Haya rocio en las plantas	0,4973	**0,4973 + (- 0,2644) =** **0,2328**
El termometro marca 0º	0,398	**0,398 + (- 0,2644) =** **0,1335**
Nubes por la mañana	0,2983	**0,2938 + (- 0,2644) =** **0,0293**

Nubes por la tarde	0,398	**0,398 + (- 0,2644) =** **0,1335**
Llueve	0,2983	**0,2938 + (- 0,2644) =** **0,0293**
Error Total	1 – 2,5865 = - 1,5865	
Error Promedio	-1,5865 : 6 = 0,2644	
Silvia recicla	0,3802	**0,3802+ (- 0,3429)=** **0,0373**
Silvia acude manifestacion paz en Irak	0,054	**0,054 + (- 0,3429)=** **-0,2889**
Silvia espera semaforo en rojo	0,8147	**0,8147 + (- 0,3429)=** **0,4718**
Silvia ayuda mujer invalida	**0,216**	**0,216 + (- 0,3429)=** **-0,1269**

Silvia da las gracias	1,2496	**1,2496+ (- 0,3429)=** **0,9067**
Error Total	1 – 2,7145 = -1,7145	
Error Promedio	-1,7145 :5 = 0,3429	

Con la aplicación de la Probabilidad Corregida al Metodo Porcentual de Integracion , se pueden asi obtener una serie de estimaciones de probabilides corregidas , que se podrian utilizar tambien , en el desarrollo de sistemas de Inteligencia Artificial , dentro de las investigaciones para el desarrollo de tecnologia avnazada , lo suficientemente importante , como para poder asi , con la aplicación adecuada de la Probabilidad Corregida al Metodo Porcentual de Integracion , una metodologia optima para el desarrollo de sistemas artificiales con sistemas de aprendizaje , en el cual , todas las informaciones aprendidas se pudiran procesar significativamente en un sistema de Aprendizaje Artificial , como el expuesto a lo alrgo de este ensayo de Asimilacion e Integracion , en el cual , los sistemas artificiales , pudieran con la Probabilidad Corregida del Metodo Porcentual de Integracion , poder convertir la integracion de las asimilaciones aprendidas en relacion a las estructuras previas , en un sistema de integracion matematica de los nuevos aprendizajes con respecto de los conocimientos previos , capaz de suponer tambien un sistema optimo para el desarrollo adecuado , y la puesta a punto , de un sistema de probabilidades de sesgo interno dentro del sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial , con el cual , a partir de las probabilidades de sesgo interno , aquí en forma de probabilidades corregidas del Metodo Porcentual de Integracion , poder tomar decisiones , según las situaciones según que opciones tenga , en donde las informaciones procesadas en los sucesivos aprendizajes , siendo informaciones asociadas a un nivel de probabilidad , que primero obtuvo un registro y una codificacion en la asimilacion , dentro de la modalidad no selectiva , con las sunbsiguientes Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertida , o Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida ,o bien , directamente operando con las codificaciones , en cualquier caso , fueren las estimaciones de probabilidades que se

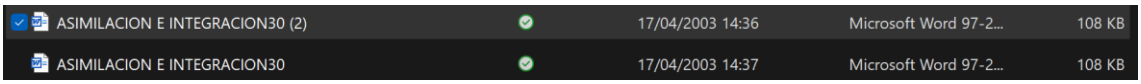
obtuvieran en el proceso de asimilacion , lo cierto es que , en el caso de que estas probabilidades obtenidas en la asimilacion asociadas a las informaciones a procesar significativamente , en el proceso de integracion con los conocimientos anteriores , siendo conocimientos tambien asociados a probabilidades de sesgo interno , la integracion asimismo de las asimilaciones aprendidas en relacion a los conocimientos previos , en la modalidad no selectiva , se hiciera , en una integracion desde nodo superior , utilizando el Metodo Porcentual de Integracion , entonces , aplicandose posteriormente la Probabilidad Corregida sobre los resultados obtenidos con el Metodo Porcentual de Integracion , se podrian obtner asi una serie de sucesivas Probabilidades Corregidas de Nodos , Superiores , Intermedios , Inferiores , Integrados , en un principio calculados con la aplicación del Metodo Porcentual de Integracion , que podrian igualmente utilizarse como probabilidades de sesgo interno . De forma que , si en el proceso de desarrollo de sistemas artificiales equipados con procesadores significativos de las informaciones , es decir , en el caso de estudiarse dentro de las investigaciones en tecnologia avanzada , Inteligencia Artificial capaz de poder realizar procesamientos significativos de informacion adquirida , en forma de Aprendizaje Artificial , y esta desarrollada sobre una serie de dos etapas diferntes pero contiguas , Asimilacion e Integracion , en este tipo de sistemas de Inteligencia Artificial , se podrian asi por tanto , utilizarse tambien , las Probabilidades Corregidas del Metodo Porcentual de Integracion . A pesar de las importantes aportaciones cientificas que el Metodo Porcentual de Integracion pueda realizar , a mi personalmente no me cabe ninguna duda , es decir , lo observo de forma bien clara y bien difeenciada , que a la larga , el metodo que mas oportunidades y posibilidades ofrece es el Metodo de Probabilidad Porcentual , no obstante , a pesar de que , yo mismo soy el primero en ser consciente que es el Metodo de Probabilidad Porcentual el metodo con mayores ventajas , tambien quiero señalar , que el Metodo Porcentual de Inrtegracion utilizandose correctamente con una subsiguiente aplicación de Probabilidad Corregida , tambien el Metodo Porcentual de Integracion conjuntamente con Probabilidad Corregida , podria ofrecer una serie de elementos de sumo interes en el analisis de sistemas de Inteligencia Artificial en los estudios de planes de Inteligencia Artificial , que se ajusten a las necesidades de investigacion en este campo , que deben encaminarse en ultima instancia hacia la creacion de conciencia artificial , seres artificiales , que mas alla de tener Inteligencia Artificial , posean tambien Afectividad Artificial , seres artificiales capaces de sentir sentimientos , seres capaces de desarrollar afectividad , seres con autoconciencia de si mismos como seres ante un mundo lleno de maravillas por descubrir . Seres artificiales , en suma , que puedan tener de este modo experiencias , experiencias de toma de decisiones y experiencias de aprendizajes , y que los propios sistemas artificiales entre si mismos se puedan comunicar sus propias experiencias , creandose de esta forma una cultura de transmision de experiencias entre los propios sistemas artificiales , unos sistemas artificiales que tanto en el proceso de aprendizaje como en el proceso decisional , como en el proceso de transmision de experiencias ,

estos sistemas artificiales puedan desarrollar incluso procesos de transferencia , e incluso afectividad autentica , seres artificiales que aprendiendo a decidir y transmitiendose sus experiencias , estos seres artificiales llegaran a descubrir emociones propias , seres artificiales dotados de emociones como cualquier ser humano , seres artificiales que pudieran llegar a desarrollar sentimientos de amor , seres artificiales que pudieran escribir poesia o pintar cuadros , o escpulpir sobre la roca , y tallar las rocas de la aurora del nuevo amenecer de este nuevo tercer milenio despues de Jesus , y este sifglo XXI , que acabamos de empezar . Yo soy el primer en ser conscientes que la sociedad en general puede llegar a tener cierta aversion a que algun dia puedan surgir supercomputadoras inteligentes capaces de tener emociones o hacer arte , sentir amor , o sentir el placer de una noche de verano bajo el firmamento y las nubes , no obstanta el temor social que existe contra el desarrollo tecnologico no puede impedir el progreso de la ciencia , y los cientificos no debemos olvidar que nunca que tambien otros muchos cientificos , antes que nosotros , sufrieron tambien el miedo de la plebe al progreso , y fueron quemados en la hoguera o asesinados como Socrates . Es cierto que la palabra progreso cientifico es una palabra muy compleja , pero a pesar de todos los dilemas morales y eticos que puede suscitar el debate sobre esta hermosa y tan horripilante , a menudo , palabra , llamado progreso , la ciencia es la base de la civilizacion moderna . Las agencias espaciales , NASA , ESA , NASDA , si algun dia se reconoce mi labor matematica , estoy convencido que la NASA , ESA , NASDA , podran disponer de una teoria matematica , la Probabilidad Imposible , que puede sentar las bases de muchos de los diseños en investigacion sobre tecnologia avanzada que puedan desarrollar en el futuro , especialmente en el campo de la innovacion tecnologica , aunque , como he dicho a menudo , y lo repito incensantemente , tambien es necesario comprender que a pesar de que yo intente aquí dar una perspectiva desde la aplicación tecnologic de mis descubrimientos matematicos , tambien mis descubrimientos matematicos pueden tener una fundamental aplicación en investigacion heuristica . En el proximo ensayo que comenzare el proximo mes de mayo , en Teoria General de Probabilidad Imposible expondre una serie de formulaciones sobre las que aplicar en investigacion descriptiva muchas de las teorias matematicas que he ido explicando hasta el momento , dejando suficientemente claro que , si bien Probabilidad y Decision , asimismo como el analisis matematico propuesto en Asimilacion e Integracion , tienen ante todo un interes muy espacial en el estudio de sistemas de tecnologia avanzada en el campo de la Inteligencia Artificial y la Afectividad Artificial , tambien es cierto que , Intuicion y Probabilidad y tambien la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad tienen un interes espacial en la investigacion heuristica , como una metodologia matematica en donde : la intuicion como sustituto de la prediccion ; utilizar la intuicion matematica como una herramienta para lograr conocer a priori los sucesos a donde evolucionaran los fenomenos futuros , teniendo en cuenta que todo acontecimiento evolucionara siempre a lo mas probable ,s alvo que ocurran sucesos en prinipio improbables . Es

decir , toda mi teoria matematica se puede cifrar en un intento de aunar la matematica descriptiva con la matematica aplicada en tecnologia avanzada . En las investigaciones que actualmente agencias espaciales como la NASA , ESA , NASDA elaboran , precisamente este problema se encuentra muy presente , ya que , la matematica como tal se utiliza casi muy especialmente en investigaciones heuristicas , y en la investigacion en tecnologia aplicada dan mas importancia al uso de nanotecnologia u otras tecnicas mas modernas , no obstante , en mis descubrimientos matematicos , sin necesidad de nanotecnologia , y simplemente con una computadora con una memoria de disco duro normal y corriente , se podria lograr una Inteligencia Artificial capaz de aprender y capaz de tomar decisiones ante situaciones dadas según lo aprendido . Agencias espaciales en vias de desarrollo , como la agencia espacial de Argelia , o la agencia espacial de Egipto , o la agencia espacial de la India , podrian asi tener m, el dia que mis descubrimientos matematicos se reconozcan publicamente , una opcion a crear sistemas de Inteligencia Artificial capaces de poder tener un nivel de capacitacion tecnica realmente comparable a los programas mas avanzados que existen hoy en dia en agencias mas desarolladas , o agencias lideres como la NASA , ESA , NASDA , asi como , en estos momentos muchos de los programas dedicados tanto a investigacion heuristica como aplicada , dentro de los planes de investigacion en la International Space Station que elaboran la NASA , ESA , NASDA , algun dia , cuando mi obra cientifica se pueda al fin publicar , la NASA , ESA , NASDA podrian apreciar la enorme trasncendencia que mis descubrimientos matematicos pueden tener , para mejorar y perfeccionar muchas de las actuales instalaciones de la International Space Station , es decir , mis descubrimientos matematicos pueden acelerar las actuales investigaciones en ciencia espacial , y mis descubrimientos matematicos pueden sentar las bases , no solo de la matematica del siglo XXI , y del tercer milenio despues de Cristo , sino que mis descubrimientos matematicos pueden fundar las bases teoricas de la investigacion en las ciencias espaciales .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad



(Capitulo 30)

XXX *me gustaria rogar por favor al gobierno de america y al Pentagono que por favor , si realmente la nacion de los Estados Unidos de America esta en contra de la tortura , por favor les ruego que el gobierno de america empiece a reducir sus contactos con el gobierno español , piddo por favor al gobierno de america que empiece a considerar al gobierno español como un gobierno no desable en la politica externa de america , porque si realmente George W. Bush quiere lider al munddo libre , entonces George W. Bush debe dar ejemplo de que el gobierno de america no tolera la tortura , el gobierno de america no permitira que ningun presidente como* XXX , ni ningun XXX torturen . Si el gobiierno americano realmente quiere ser lider del mundo libre , el gobierno de america debe demostrar su amor a la libertadd defendiendo a los primidos contra el poder torturador que nos atenaza . Los Estados Unidos de America deben demostrar que no toleraran la tortura en ninguna dictadura , y ruego al gobierno de america con profunda sinceridad y arrepentimiento por algun impulso recciente que haya podido tener , que por favor el gobiierno de america empiece a reducir sus contacctos con el XXX , y por favor el tgobierno de america comprenda que , si america quiere ser lider del mundo libre , debe demostrarlo apoyando a quienes sufrimos la injusticia en contra de los dictadores XXX.

XXX me tortura , el XXX usa psicoacustica combinandola con psicologia sovietica en donde a una serie de estimos acusticos condicionantes el XXX quiere condicionar mis respuestas fisiologicas de sueño y eyaculacion orgasmica sexual , asimismo como el XXX quiere asesinarme aumentando el volumen de los ruidos , y el XXX quiere impedir que yo escriba mi teoria matematica mediante torturarme mientras escribo para que ,

mientras el XXX me tortura al escribir , yo tenga incorrecciones y no se pueda comprender mis descubrimientos matematicos . La comunidad internacional debe arbitrar politicas de castigo contra el XXX , una forma de que la comunidad internacional me XXX , es que la comunidad internacional proteja mis desccubrimientos matematicos , y la comunidad internacional proteja a mi familia , y pido a la comunidad internacional que sea comprensiva ante cualquier incorreccion que yo pueda tener al escribir a causa de la tortura .

En el caso de que yo muriera mis descubrimientos matematicos podrian ser olvidados para siempre si mi obra matematica nunca se publicara , las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA perderian una oportunidad unica para seguir avanzando en la investigacion cientifica que mis descubrimientos matematicos se olvidaran para siempre , por esto mismo ruego por favor a la NASA , ESA , NASDA que participen en proteger la seguridad de mis descubrimientos matematicos , un favor que me gustaria extender a la cadena de television XXX de Atlanta , a la que hare protagonista en un ejemplo practico que haga en Teoria General de Probabilidad Imposible , dado que , la XXX de Atlanta me dio su ayuda en un momento realmente crucial de mi vida , espero que algun dia se reconozca el merito de la labor que la cadena de television XXX realizo dandome su ayuda .

1º) Arquitectura de la Inteligencia en Arbol previa selectiva

Hasta el momento , en Integracion y Probabilidad unicamente he abordado la realizacion de la integracion de lso aprendizajes asimilados , en la modalidad no selectiva , en relacion con os conocimientos previos , en la modalidad no selectiva , que se puede realizar , ya bien desde el nodo superior , desde el nodo intermedio y desde el nodo inferior , para lo cual podemos contar con la ayuda de dos tecnicas matematicas de inestimable valor , como pueden ser el Metodo Porcentual de Integracion en primer lugar , y en segundo lugar el Metodo de Probabilidad Porcentual , aunque si bien lo mas probable es que algun dia las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , normalmente , cuando mis descubrimientos matematicos algun dia se puedan publicar y reconocerse su merito cientifico , normalmente , las principales agencias espaciales lideres en invesrtigacion espacial , NASA , ESA , NASDA tenderan a utilizar con mayor frecuencia el Metodo de Probabilidad Porcentual , por cuanto

ademas , el Metodo de Probabilidad Porcentual puede ofrecer una serie de ventajas y prestaciones matematicas dentro de la estructura arquitectonica piramidal del calculo del Punto Medio Total y del Ultimo Punto , lo cierto es que tambien el Metodo Porcentual de Integracion , que fue el primero que desarrolle , puede tambien presentar relevantes ventajas y oportunidades de investigacion cientifica , si el Metodo Porcentual de Integracion se aplica convenientemente seguido despues de la Probabilidad Corregida , siendo en esencia la Probabilidad Corregida igual a , probabilidad empirica de sujeto u opcion sumada al promedio de la diferencia del sumatorio de las probabilidades empiricas con respecto de la unidad , una formulacion matematica que yo creo que puede ser de gran transcendencia cientifica dentro de muchos de los programas de tecnologia avanzada que las agencias lideres mundiales desarrollan frecuentemente , es decir , la NASA , ESA , NASDA a menudo se encuentran ante la situacion de que , una simple acumulacion del error en la fraccion decimal a consecuencia del truncamiento de la serie decimal , en investigaciones clave en el desarrollo cientifico , puede suponer a la larga , un error acumulado que puede tener a incrementarse de forma significativa producindo todo tipo de desavenencias en la evolucion ulterior que se pueda desarrollar en la investigacion que se este analizando . La Probabilidad Corregida es asi pues un sistema de correccion del error a causa del truncamiento de la fraccion decimal , que en investigaciones en tecnologia avanzada , en las que se prtende construir sistemas tecnologicos de maxima presion , entonces , la forma mas eficaz de lograr la maxima precision sin perder informacion , es mediante introducir sistemas de correccion decimal , ya que , uno de los principales problemas que se suele encontrar en investigacion espacial de maxima precision , es que , un ligero acumulamiento del error decimal en un calculo matematico , puede hacer que un sistema de precision quede invalidado , en la medida que los sistemas de maxima precision , por ejemplo un sistema de navegacion por satelite , como pueden ser los sistemas GPS , GALILEO , GLONAS , BNS , son sistemas en los cuales , una minima diferencia por error acumulado en truncamiento decimal en la triangulacion de una posicion geometrica sobre la geofrafia planetaria , puede suponer un error incluso de kilometros de distancia entre la posicion real del objeto a localizar sobre la supercie de nuestro planeta con respecto de la posicion estimada . Dentro de los sistemas de localizacion geografica que en terminos de triangulos geometrico analizan continuamente los sistemas de navegacion por satelite como GPS , GALILEO , GLONAS , BNS , cuando el dispositivbo de triangulacion a consecuencia de un truncamiento decimal empieza a acumular un error que evoluciona considerablemente en funcion de , a mas operaciones matematicas a realizar entonces mas valores matematicos se deben truncar en la medida que el resultado de una operación matematica se debe truncar para asi dicho valor matematico poder utlizarlo en la siguiente operación matematica , de forma que a medida que , cuantas mas operaciones matematicas necesitamos en la estimacion de un calculo , entonces mas valores decimales se truncan y mas error se acumula , en sistemas de maxima presion de localizacion de posicion geografica a

la larga , este error acumulado puede suponer un error sustancial en la adecuada localizacion geografica de una posicion estimada con respecto de la posicion real , es decir , un sistema de maxima precision matematica aumenta en error y disminuye en precision en la misma medida que necesita de muchas operaciones matematica para obtener la correcta estimacion matematica , y en la medida que la correcta estimacion matematica aumenta en error según aumenta la necesidad de realizacion de operaciones matematicas , entonces , aumenta al distancia entre el valor verdadero y el valor estimado con dichas operaciones necesarias , de forma que , el error aumenta conforma aumentan el numero total de operaciones a realizar , ahora bien , en sistemas matematicos de maxima presion , por ejemplo en sistemas de triangulacion geometrica en navegacion por satelite , dichas operaciones matematicas son realmente imprescindibles para el calculo exacto de la posicion geometrica sobre la geografia planetaria , siendo exactamente el mismo sistema de localizacion que se usa en las misiones espaciales que la NASA diseña continuamente a Venus , Mercurio , Marte , Europa , Titan , Pluton ... ¿hasta que punto podriamos considerar de maxima precision matematica un sistema tecnologico que precide tal cantidad de operaciones matematicas para obtener la correcta estimacion , si a mas numero de operaciones matematicas mas informacion se pierde? La pregunta realmente no esta carente de sentido , pero quizas el problema no sea el problema del numero total de operaciones a realizar , sino el verdadero problema este en la creacion de sistemas de correccion del error acumulado por truncamiento de la fraccion decimal , para lo cual , mi descubrimientos matematico de Probabilidad Corregida dentro de la teoria del Segundo Metodo de la Probabilidad Imposible en Intuicion y Probabilidad Segunda Parte , algun dia poder ofrecer importantes ventajas relevantes a la investigacion espacial en tecnologia avanzada de las agencias lideres mundiales como la NASA , ESA , NASDA , asi como tambien mi descubrimiento matematico de la Probabilidad Corregida se puede utilizar incluso para homogeneizar datos matematicos en principio no del todo relacionados adecuadamente entre si sobre una estructura de interpretacion standard comun , como puede ser , la aplicación de Probabilidad Corregida sobre la base matematica de la Teoria de la Formulacion Logica de la Probabilidad Imposible , o la utilizacion de Probabilidad Corregida sobre la base del Metodo Porcentual de Integracion para asi crear sobre una base standard de interpretacion de resultados obtenidos en operaciones matematicas , una utilizacion correcta de la Probabilidad Corregida que aporta maxima precision matematica a sistemas operatorios en principio no del todo interpretables sobre una relacion standarizada . Pero si el objetivo principal que esencialmente mantiene la Probabilidad Corregida es disminuir la distancia entre la estimacion matematica con respecto del valor verdadero , en funcion de corregir de forma sistematica el error acumulado por el truncamiento de la fraccion decimal en las sucesivas operaciones matematicas de estimacion correcta u oportuna de un valor necesario en una investigacion a analizar , otra forma que normalmente si ha tenido una utilizacion sistematica durante toda la

historia de las matematica , es el calculo logaritmico como forma de lograr que el numero se pueda comprimir sobre la base escalas matematicas , reduciendose el error considerablemente en la medida que , un logaritmo permite trabajar con numeros de grandes dimensiones desde la utilizacion de una base numerica para el calculo de los valores , . La forma tradicional de utilizar el logaritmo es en la escala diez , sin embargo , la teoria computacional moderna utiliza los sistemas binarios como un derivado del logaritmo que ademas logra aplicar en sistemas de logica proposicional aristotelica , para la creacion de lenguaje proposicional computacional en Inteligencia Artificial , siendo el logaritmo una tecnica matematica que se remonta incluso a la numerologia en base seis . El logaritmo es un sistema de correccion del error de fraccion decimal , pero que ademas en su formulacion binaria puede permitir su aplicación en sistemas computacional siguiente las leyes de la logica , siendo ademas el logaritmo una de las piezas fundamentales de la Probabilidad Imposible , en la medida que el logaritmo permite que , si tomamos en valores absolutos , es decir , sin tener en cuenta el signo , el logaritmo del resultado de un cociente , entonces , independientemente del signo , positivo o negativo , tomando siempre en valores absolutos el resultado que se estimase , entonces siempre , el logaritmo del resultado del cociente de dividir A como primer factor entre B como segunda factor , siempre sera el mismo que el logaritmo resultante de dividir B como primer factor entre A como primr factor , siendo este fenomeno en el cual , tomandose en valor absoluto el logaritmo del resultado de un cociente , el logaritmo de dicho cociente siempre sera el mismo independientemente del ordenamiento de los factores , un fenomeno en el cual yo he creado la base matematica del Nivel de Similitud , y he creado la base matematica de la Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , como tambien la base matematica de la Probabilidad Empirica de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , y tambien el analisis de toda la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , salvo en el caso de la Puntuacion Metalogaritmica Compleja en donde si se tiene en cuenta siempre el signo , especialmente teniendo en cuenta siempre el signo negativo como indcacion de que la Puntuacion Logaritmica de Sujeto u Opcion es inferior a la Desviacion Mas Probable , si se utiliza invariantemente la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion como primer factor , y la Desviacion Mas Probable como segundo factor de dicho cociente . Siendo una teoria matematica esencial en la arquitectura de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , y siendo igualmente una teoria matematica fundamental en el analisis de la arquitectura de la Inteligencia en Arbol previa selectiva , que sera el que hoy dare comienzo , obteniendo primeramente , la estructuracion pèrtinente de la Inteligencia en Arbol previa selectiva para posteriormente desarrollar las sucesivas integraciones en la modalidad selectiva , en el campo de la Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , por medio del proceso de Aprendizaje Arttificial , que se sucede con las dos etapas diferentes pero continiguas como son en esencia Asimilacion y Probabilidad , e Integracion y Probabilidad , que se analizan en este ensayo , de Asimilacion e Integracion , como

sistema de obtencion de seres artificiales capaces de aprender , y que las informaciones aprendidas e integraciones con conocimientos previos puedan ser utilizadas para la toma de decisiones correctas en funcion de las opciones presentes en el medio ambiente en que se encuentren operando sus funciones intelectuales artificiales , que en ultima instancia ha de ser encaminadas hacia la creacion de un ser artificial autonomo e independiente , un ser artificial capaz de vivir una vida artificial plena sin depender de ningun hombre , un ser artificial libre de la injerencia humana , un ser artificial fuera del intervencionismo del hombre , un ser artificial capaz de pensar por si mismo y de poder desarrollar tareas con operaciones dedicidas por si mismo , en funcion de las informaciones que puea tener en forma de probabilidades de sesgo interno , ya fueran previas o aprendidas , que determinen sus decisiones ante la situacion ambiental . El dia que mis descubrimientos matematicos de Probabilidad Imposible puedan salir a la luz , de esta suerte , agencias espaciales en vias de desarrollo que quizas no tienen actualmente ciertos adelantos tecnicos que si se encuentran presentas en las investigaciones mas normales de las agencias espaciales lideres como NASA , ESA , NASDA , tambien tendran acceso a una teoria matematica madura , una teoria matematica adecuada a las necesidades de crear Inteligencia Artificial mediante sistemas operativos matematicos sencillos , que sin necesidad de crear laboratorios demasiado complejos , pueda aportar a agencias espaciales en vias de desarrollo , como la agencia espacial de la India , el ISRO , o la agencia espacial de Indonesia que tambien hacer esfuerzos importantes por lograr una constelacion de satelites artificiales , en prinipio dedicados a fines comerciales y agricolas , en el marco de la utilizacion en prediccion metereologica en las regiones proximas a la propia Indonesia y en general sobre toda Asia , al igual que el ISRO tambien dispone de ua flota de satelites con iguales fines , tanto agricolas como comerciales , tal cual es su famosa constaleacion de satelites METSAT , este tipo de agencias espaciales , con Asimilacion e Integracion , el dia que mis descubrimientos al final se puedan reconocer internacional , seran agencias espaciales que dispongan de una teoria matematica muy sencilla con la cual equipar con sistemas de Inteligencia Artificial sus actuales flotas de constelaciones de satelites artificiales , que sin lugar a dudas , espero que pueda fomentar el desarrollo economico de Asia , y algun dia los problemas globales de aumento del cambio climatico en Asia se puedan solucionar desde Japon a Indonesia , especialmente , como islas que sufriran el cambio climatico de forma drastica . sean problemas que se puedan solucionar aplicando , algun dia en el futuro , mi teoria matematica de Probabilidad Imposible , una teoria matematica de la cual no tengo la menor duda que , Probabilidad Imposible puede ser la base matematica del siglo XXI , y Probabilidad Imposible puede ser la base matematico de este milenio que acaba de amanecer como la aurora de una revolucion matematica . De esta forma , antes de empezar los calculos matematicos que se realizaran en este capitulo presente , quiero indicar dos cosas bien claras : el error acumulado por truncamiento decimal se puede controlar en alguna forma posible mediante dos tecnicas

matematicas bien fundadas y bien consolidadas , a saber , la Probabilidad Corregida , y la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible . La Probabilidad Corregida en el campo de la Integracion y Probabilidad puede tener relevantes aplicaciones sobre los resultados que se obtengan en el calculo de integraciones realizados a traves del Metodo Porcentual de Integracion , mientras que la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible se puede utilizar en Integracion y Probabilidad , en la integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol selectiva , siendo en esencia la operación matematica que ahora mismo paso a realizar . Al igual que en la obtenicion de la arquitectura fundamental de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas inclui todas las Puntuaciones Logaritmicas , sin descartar ningun sujeto u opcion a pesar de que tuviera una Puntuacion Logaritmica superior a la Desviacion Mas Probable , es decir , una Puntuacion Metalogaritmica Simple superior a la unidad , es decir , una Puntuacion Metalogaritmica de signo positivo , en este caso igualmente a aquel entonces , la arquitectura de Inteligencia en Arbol previa selectiva la desarrollare atendiendo a no descartar a ningun sujeto u opcion a pesar de que su Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion sea superior de la Desviacion Mas Probable , o su Puntuacion Metalogaritmica Simple sea superior a la unidad , o su Puntuacion Metalogaritmica Compleja sea de signo positivo , aunque no obstabnte como indicacion de posibilidad de poderse realizar dichos descartes , incluire su posible calculo para complementar las tablas , aunque seguidamente no se tendran en cuenta en calculos sucesivos , aunque siempre teniendo presente que , si se quisiera hacer descartes según la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion fuera superior a la Desviacion Mas Probable , dicho sujeto u opcion podria ser descartado al ser un sujeto u opcion poco probable , es decir , un sujeto u opcion poco probable , aquel sujeto u opcion poco probable con una Puntuacion Metalogaritmica Simple superior a la unidad , o una Punuacion Metalogaritmica Compleja de signo positivo , si se quisiera se podria descartar de las ulteraciones operaciones matematicas a formular , aunque , como muestra de que yo no quiero sentar dogmas ni axiomas , y mi intencion es una matematica flexible y abierta , no hare ningun descarte , aunque siempre me gusta recordar que la posibilidad de descartar sujetos u opciones según sean poco probables es posible , aunque yo personalmente en este caso no lo hare , ya que , debemos tener en cuenta que , una forma tambien de aumento del error en un modelo a desarrollar , es mediante descartar demasiada informacion , porque si descartamos mas informacion de la pertinente finalmente haremos o construiremos un modelo matematico de informacion exigua a causa de los descartes , y descartar sujetos u opciones puede significar descartar informacion , y toda perdida informacion es finalmente acumulamiento del error en las oepraciones matematicas a realizar . La mejor forma de impedir el error es normalmente teniendo presente cuanta mas informacion posible del modelo a estudiar , lo cual implica reducir significamente el numero de descartes , ya que cuantos menos descartes se hagan entonces mas informacion se utiliza , y a

mas informacion incluida en el modelo entonces menos error , en las posibles operaciones a realizar .

1.1) Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion en la muestra de Inteligencia en Arbol previa

Sujeto u Opcion	Logaritmo de la codificacion	Puntuacion Logaritmica (logaritmo de codificacion entre lo mas probable)	**Contraste de la Puntuacion Logaritmica con el DMP**	**Puntuacion Metalo-garitmica Simple**	**Puntuacion Megaloga-ritmica Compleja**
Muestra de Yolanda se viste y se pone guapa -(Log(10)6)= -0,7781					
Blusa blanca	Log(10) 0,1866= -0,729	-0,729:--0,7781= **0,9369**	**0,9369-0,8883=** **0,0486**	**0,8883:0,9369** **1,0547**	**Log(10)** **1,0547=** **+0,0231**

			Poco Probable	**Poco Probable**	**Poco Probable**
Blusa violeta	Log(10) 0,1466= -0,8338	-0,8338: -0,7781= **1,0715**	**1,0715-0,8883=** **0,1831** **Poco Probable**	**1,0715:** **0,8883=** **1,2061** **Poco Probable**	**Log(10)** **1,2061=** **+0,0814**
Falda azul	Log(10) 0,1866= -0,729	-0,729:-0,7781= **0,9369**	**0,9369-0,8883=** **0,0486** **Poco Probable**	**0,8883:0,9369** **1,0547** **Poco Probable**	**Log(10)** **1,0547=** **+0,0231** **Poco Probable**
Falda amarilla	Log(10) 0,1466= -0,8338	-0,8338: -0,7781= **1,0715**	**1,0715-0,8883=** **0,1831** **Poco Probable**	**1,0715:** **0,8883=** **1,2061** **Poco Probable**	**Log(10)** **1,2061=** **+0,0814**

Se pinta los labios y las pestañas	Log(10) 0,1666= -0,7783	-0,7783: -0,7781= **1,0002**	**1,0002-0,8883** **0,1118** **Poco Probable**	**1,0002:0,8883** **1,1259** **Poco Probable**	**Log(10)** **1,1259=** **+0,0515** **Poco Probable**
Se hace un moño	Log(10) 0,1666= -0,7783	-0,7783: -0,7781= **1,0002**	**1,0002-0,8883** **0,1118** **Poco Probable**	**1,0002:0,8883** **1,1259** **Poco Probable**	**Log(10)** **1,1259=** **+0,0515** **Poco Probable**
Sumatorio		6,0172			
Sumatorio entre lo mas probable		6,0172:0,7781= 7,7326			
Logaritmo del resultado del sumatorio entre lo mas probable DMP		Log(10) 7,7326= DMP=0,8883			
Muestra de Yolanda saluda al					

acudir a trabajar -(Log(10)5)= 0,6989					
saluda al jefe de seccion	Log(10)0,29 = -0,5376	-0,5376: -0,6989= **0,7691**	**0,7691-0,8697** **-0,1006** **Muy Probable**	**0,7691:0,8697** **0,8843** **Muy Probable**	**Log(10)** **0,8843=** **-0,0533** **Muy Probable**
Saluda contro-lador aereo	Log(10)0,18 = -0,7447	-0,7447: -0,6989= **1,0654**	**1,0654-0,8697** **+0,1956** **Poco probable**	**1,0654:0,8697** **1,2249** **Poco probable**	**Log(10)** **1,2249=** **+0,0883** **Poco probable**
Saluda piloto	Log(10)0,23 = -0,6382	-0,6382: -0,6989= **0,9131**	**0,9131-0,8697** **+0,0433** **Poco probable**	**0,9131:0,8697** **1,0498** **Poco probable**	**Log(10)** **1,0498=** **+0,0211** **Poco probable**

Saluda compañeras	Log(10)0,2= -0,6989	-0,6989: -0,6989= **1**	**1-0,8697=** **0,1302** **Poco probable**	**1:0,8697=** **1,1497** **Poco probable**	**Log(10)** **1,1497=** **+0,0606** **Poco probable**
Saluda al conserje	Log(10)0,1= -1	-1:-0,6989= **1,4306**	**1,4306-0,8697** **+0,5608** **Poco probable**	**1,4306:0,8697** **1,6448** **Poco probable**	**Log(10)** **1,6448=** **0,216** **Poco Probable**
Sumatorio		5,1782			
Sumatorio entre lo mas probable		5,1782:0,6989= 7,4083			
Logaritmo del resultado del sumatorio entre lo mas probable DMP		Log(10)7,4083 DMP 0,8697			

Muestra conceptos morales trabajo Yolanda -(Log(10)4)= 0,6020					
Mujeres y niños primero	Log(10)0,4= -0,3979	-0,3979: -0,602= **0,6609**	**0,6609-0,8394** **-0,1785** **Muy probable**	**0,6609:0,8394** **0,7872** **Muy probable**	**Log(10)** **0,7872=** **-0,1038** **Muy probable**
Tratar educadamente pasajeros	Log(10)0,17= -0,7695	-0,7695: -0,602= **1,2781**	**1,2781-0,8394** **+0,4386** **Poco probable**	**1,2781:0,8394** **1,5225** **Poco probable**	**Log(10)** **1,5221=** **+0,1825** **Poco probable**
No violencia	Log(10)0,2= -0,6989	-0,6989: -0,602= **1,1609**	**1,1609-0,8394** **0,3214**	**1,1609:0,8394** **1,3829**	**Log(10)** **1,3829=** **+0,1407** **Poco probable**

			Poco probable	**Poco probable**	
Atender necesidades pasajeros	Log(10)0,23 = -0,6382	-0,6382: -0,602= **1,0601**	**1,0601-0,8394** **+0,2206** **Poco probable**	**1,0601:0,8394** **1,2628** **Poco probable**	**Log(10)** **1,2628=** **0,1013** **Poco probable**
Sumatorio		4,16			
Sumatorio entre lo mas probable		4,16:0,602= 6,9096			
Logaritmo del resultado del sumatorio entre lo mas probable DMP		Log(10) 6,9096= DMP 0,8394			

Dentro de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , la utilizacion de la Desviacion Mas Probable como un criterio para analizar una serie de descartes de opciones , es un criterio muy exigente , ya que el analisis exigente que hace la Desviacion Mas Probable se puede utilizar para sistemas de alta exigencia en los cuales , el analisis requiera una exigencia en las frecuencias para incluirlas dentro del sistema que se quiera diseñar , para el analisis exigente de la realidad heuristica , como en el analisis exigente en sistemas de tecnologia avanzada , aunque , no obstante ,

debido a la exigencia que demuestra siempre la Desviacion Mas Probable , tambien hay ocasiones en las cuales no es tan conveniente un nivel de exigencia tan elevado , ya que la utilizacion de sistemas de excesiva exigencia continuamente puede hacer que se pierda demasiada informacion , por tanto , tambien , ademas de un analisis exigente , es necesario un analisis flexible , un analisis que se pueda adaptar a las circunstancias empiricas de la investigacion a realizar en el diseño de investigacion empirica , un analisis fleixible que ademas permita un estudio de la realidad objetiva teniendo presente siempre cualquier elemento de informacion existente en cualquier aspecto de la realidad a estudiar . Es necesario que dentro de la investigacion cientifica , tanto a nivel de investigacion heuristica como tecnologicva avanzada , se pueda tener en cuenta que , la investigacion debe combinar elementos de exigencia y elementos de flexibilidad , en algunos momentos de la investigacion hay situaciones en que se ha de impone el criterio de exigencia , en donde siempre se podra asimismo tener en cuenta la Desviacion Mas Probable , y habra momentos en donde se impone una necesaria flexibilidad en la metodologia a emplear en el analisis de la realidad . En el caso que ahora mismo acabo de ralizar , se puede comprobar como , de utilizarse un criterio tan exiggente como es la Desviacion Mas Probable , finalmente se puede apreciar como unicamente existen dos variables que serian calificadas como variables altamente probables , es decir , muy probables , a saber , las unicad dos variables que aahora mismo acabo de calcular con una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion inferiro a su respectiva Desviacion Mas Probable , con una Puntuacion Metalogaritmica Simple inferior a la unidad , y una Puntuacion Metalogaritmica Compleja negativa , unicamente han sido las siguientes dos variables : que Yolanda salude al jefe de seccion y que en caso de emergencia los mujeres y niños primeros en la evacuacion del avion ; ahora bien , un nivel de exigencia tan altisimo no se puede aplicar a una Inteligencia en Arbol , por muy selectiva que fuera , ya que una Inteligencia en Arbol de unicamente formada a partir de dos unicas variables , seria una Inteligencia en Arbol selectiva muy escasamente dotada para una iontegracion subsiguiente con la Inteligencia en Arbol de asimilaciones no selectivas , asi pues en el proceso de arquitectura de la Inteligencia en Arbol previa selectiva , habre de tener presente en los calculos posteriores al calculo de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , a todas las Puntuacion Logaritmicas de sujeto u opcion , ya que si empiezo a realizar descartes , al final me quedare con que no tengo suficientes variables para realizar una Inteligencia en Arbol previa selectiva adecuada para una posterior integracion en relacion a la Inteligencia enArbol de asimilaciones selectivas , de forma que en los calculos que a continuacion desarrollare los hare sin hacer descartes , teniendo en cuenta todas las sucesivas Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , aunque estas no se adecuaran a los criterios de exigencia de ser muy probables . Aunque de todas formas vuelvo a recordar que si quisierar realizar los citados descartes en sistemas de modelos matematicos de gran exigencia criterial , estos descartes se deberian realizar conforme inferioridad de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u

opcion con respecto de la Desviacion Mas Probable , aunque aquí evidentemente de hacerse unicamente trabajaria con dos variables lo cual reduciria sustancialmente las integraciones siguientes , a lo cual desarrollare , como he enunciado , los calculos restantes tomando en cuenta siempre todas las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion a fin de tener una Inteligencia en Arbol previa selectiva suficientemente amplia , sin realizar dichos descartes , para intebrar , en siguientes capitulos , la Inteligenica en Arbol de asimilaciones selectivas , en la integracion a realizar en la modadalidad ya citada , modalidad de intetgracion selectiva , en donde poner en relacion la Inteligencia en Arbol previa selectiva a calcular en este capitulo trigesimo , en relacion a la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas calculada en Asimilacion y Probabilidad , siendo una integracion en la modalidad selectiva que empezare a realizar , a partir de la Inteligencia en Arbol previa no selectiva que hoy obtenga , en los proximos capitulos , como explicacion de la integracion en la modalidad selectiva citada .

1.2) Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas

Sujeto u Opcion	Sumatorio de Puntuaciones Logaritmicas	**Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas** **(promedio del sumatorio de Puntuaciones Logaritmicas)**
Yolanda se viste y se pone guapa	6,0172	**6,0172 : 6 = 1,002**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	5,1782	**5,1782 : 5 = 1,0356**
Conceptos morales trabajo Yolanda	4,16	**4,16 : 4 = 1,04**

1.3) Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas

Sujeto u Opcion	Logaritmo del sumatorio de Puntuaciones Logaritmicas	**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica** **Logaritmo del sumatorio de puntuaciones logaritmicas dividido entre lo mas probable de su respectiva muestra**
Yolanda se viste y se pone guapa -(Log(10)6)= - 0,7781	Log(10) 6,0172 =0,7793	**0,7793 : 0,7781 =1,0015**
Yolanda saluda al acudir a trabajar -(Log(10)5)= -0,6989	Log(10)5,1782=0,7141	**0,7141 : 0,6989 =1,0217**
Conceptos morales trabajo Yolanda -(Log(10)4) =0,602	Log(10)4,16=0,619	**0,619 : 0,602 = 1,0282**

1.4) Puntuacion Logaritmica Promedio Total

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0356
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,04
Sumatorio	3,0776
Puntuacion Logaritmica Promedio Total **Promedio Sumatorio**	**3,0776 : 3 =1,0258**

1.5) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0217
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282
Sumatorio	3,0514

Logaritmo del sumatorio	Log(10) 3,0514 = 0,4844
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total **Logaritmo del sumatorio entre lo mas proable** **- (Log(10)3)= -0,4771**	**0,4844 :0,4771 = 1,0154**

1.6) Inteligencia en Arbol previa selectiva

1.6.1) teniendo en cuenta la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica N:N=1	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica	**Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio**	**Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Promdio**
Origen de ramificaciones, Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total	1	1,0258	**1-1,0258=** **-0,0258**	**Log(10)** **(1:1,0258)=** **-0,0996**
Yolanda se viste y se pone guapa	1	1,002	**1-1,002=** **- 0,002**	**Log(10)** **(1:1,002)=** **-0,0008**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1	1,0356	**1-1,0356=** **-0,0356**	**Log(10)** **(1:1,0356)=** **-0,0151**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1	1,04	**1-1,04=** **-0,04**	**Log(10)** **(1:1,04)=** **-0,017**

	Puntuacion Logaritmica Teorica Log(10)N: -(Log(10)n) = 1	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	**Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion**	**Metalogaritmica Simple**	**Metalogaritmica compleja**
Blusa blanca	1	-0,729:--0,7781= **0,9369**	**1-0,9369=** **+0,063**	**1:0,9369 =** **1,0673**	**Log(10) 1,0673=** **+0,0283**
Blusa violeta	1	-0,8338: -0,7781= **1,0715**	**1-1,0715=** **-0,0715**	**1:1,0715 =** **0,9332**	**Log(10) 0,9332=** **-0,0299**
Falda azul	1	-0,729:-0,7781= **0,9369**	**1-0,9369=** **+0,063**	**1:0,9369 =** **1,0673**	**Log(10) 1,0673=** **+0,0283**
Falda amarilla	1	-0,8338: -0,7781= **1,0715**	**1-1,0715=** **-0,0715**	**1:1,0715 =** **0,9332**	**Log(10) 0,9332=** **-0,0299**

Se pinta los labios y las pestañas	1	-0,7783: -0,7781= **1,0002**	**1-1,002=** **-0,002**	**1:1,002=** **0,998**	**Log(10)** **0,998=** **-0,0008**
Se hace un moño	1	-0,7783: -0,7781= **1,0002**	**1-1,002=** **-0,002**	**1:1,002=** **0,998**	**Log(10)** **0,998=** **-0,0008**
saluda al jefe de seccion	1	-0,5376: -0,6989= **0,7691**	**1-0,7691=** **+0,2309**	**1:0,7691=** **1,3002**	**Log(10)** **1,3002** **+0,114**
Saluda controlador aereo	1	-0,7447: -0,6989= **1,0654**	**1-1,0654=** **-0,0654**	**1:1,0654=** **0,9386**	**Log(10)** **0,9386=** **-0,0275**
Saluda piloto	1	-0,6382: -0,6989= **0,9131**	**1-0,9131=** **+0,0869**	**1:0,9131=** **1,0951**	**Log(10)** **1,0951=** **+0,03958**

Saluda compañeras	1	-0,6989: -0,6989= **1**	**1-1=0**	**1:1=1**	**Log(10) 1=0**
Saluda al conserje	1	-1:-0,6989= **1,4306**	**1-1,4306=** **-0,4306**	**1:1,4306 =** **0,699**	**Log(10) 0,699=** **-0,1555**
Mujeres y niños primero	1	-0,3979: -0,602= **0,6609**	**1-0,6609=** **+0,3391**	**1:0,6609 =** **1,513**	**Log(10) 1,513=** **+0,1798**
Tratar bien pasajeros	1	-0,7695: -0,602= **1,2781**	**1-1,2781=** **-0,2781**	**1:1,2781 =** **0,7824**	**Log(10) 0,7824=** **-0,1065**
No usar violencia	1	-0,6989: -0,602= **1,1609**	**1-1,1609=** **-0,1609**	**1:1,1609 =** **0,8614**	**Log(10) 0,8614=** **-0,0647**

Atender necesidades pasajeros	1	-0,6382: -0,602= **1,0601**	**1-1,0601=** **-0,0601**	**1:1,0601 =** **0,9433**	**Log(10) 0,9433=** **-0,0253**

1.6.2) Teniendo en cuenta la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica Log N : Log N = 1	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	**Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Mas Probable**	**Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica Mas Probable**
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total	1	1,0154	**1-1,0154=** **-0,0154**	**Log(10) (1:1,0154)=** **-0,0066**
Yolanda se viste y se pone guapa	1	1,0015	**1-1,0015=** **-0,0015**	**Log(10) (1:1,0015)=** **-0,0006**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1	1,0217	**1-1,0217=**	**Log(10) (1:1,0217)=**

			-0,0217	**-0,0093**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1	1,0282	**1-1,0282=** **-0,0282**	**Log(10)** **(1:1,0282)=** **-0,012**

A partir de la Inteligencia en Arbol previa selectiva , procedere en el siguiente capitulo , a realizar las integraciones en la modalidad selectiva , en donde integrar las estructuras de Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas en relacion a la estructura de Inteligencia en Arbol previa selectiva , siendo asi una modalidad de aprendizaje selectivo , en donde su funcion principal es asegurar el aprendizaje de los contenidos mas relevantes , al igual que todo estudiante de universidad tiende a estudiar , para los examenes finales , aquellos contenidos que es mas probable que sean pregunados en la prueba de evaluacion de contenidos de la asignatura , en un sistema de Aprendizaje Artificial guiada a traves de las dos etapas diferentes , pero contiguas , que son Asimilacion e Integracion , igualmente se puede evaluar que elementos a aprender son mas probables , y en funcion de su nivel de probabilidad , escogerles de forma selectiva sobre otros no tan relevantes en la materia a aprender . En este tipo de situaciones , para estudiar el nivel de relevancia de una informacion asimilada , o una informacion previa , lo que se puede elaborar es una prueba en la cual , someter a contraste la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , en donde , si la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es inferior a la Desviacion Mas Probable , es decir , si en el cociente de la Desviacion Mas Probable entre la Puntuacion Logaritmica el resultado que se obtiene es inferior a la unidad , y el logaritmo del resultado es de signo negativo , entonces considerar que dicho sujeto u opcion al que corresponde dicha Puntuacion Logaritmica descrita , es un sujeto u opcion muy probable dentro del computo total de sujetos u opciones de la muestra , en la medida , que , si lo mas probable es siempre quizas lo mas relevante de un modelo matematico , en cualquier proceso significativo de la informacion en un sistema de procesamiento significativo de la informacion , aquella informacion que detente una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion inferior a la Desviacion Mas Probable , con una Metalogaritmica Simple inferior a la unidad , y una Metalogaritmica Compleja de signo negativo , es entonces una informacion esencial y sustancial a aprender de forma selectiva . De esta manera se pueda hacer una aplicación selectiva del proceso de Asimilacion e Integracion , de forma que si se desea asi , unicmente se tienda a desarrollar de forma selectiva los

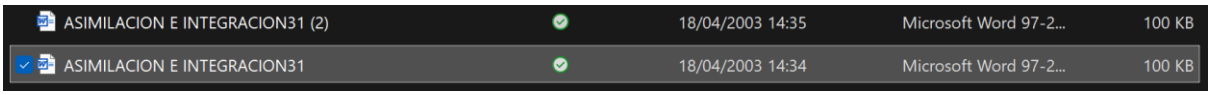
procesamientos significativos de la informacion en el proceso de Aprendizaje Artificial , a traves de Asimilacion e Integracion , de cara a aprender unicamente aquello que sea informacion sustancial dentro del objeto real de donde se estimen los datos del modelo empirico a elaborar en que se este obteniendo la recogida de informacion : sio sobre el modelo empirtico de un objeto a estudiar se descubre que una informacion cumple con los requisitos de ser una informacion con una Puntuacion Logaritmica inferior a la Desviacion Mas Probable , entonces debemos inmediatamente catalogar a dicha informacion para ser sometida a un procesamiento significativo de la informacion de forma selectiva . Ahora bien , este procesamiento significativo y selectivo de la informacion , que supone la utilizacion de la Inteligencia en Arbol selectiva , sea en Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , como en Inteligencia en Arbol previa selectiva , supone que se someten las informaciones a un proceso de exigencia , en el cual , se exige un analisis según inferioridad de la Desviacion Mas Probable , o según Metalogaritmica Simple inferior a la unidad , o Metalogaritmica Compleja de signo negativo , que realmente no todas las informaciones son capaces de superar , ya que como he explicado en otras ocasiones , el motivo principal por el cual me decidi elegir la Desviacion Mas Probable como criterio de exigencia para decidir que es lo mas probable según inferioridad con la Desviacion Mas Probable de una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , es que precisamente en mi opinion una de las cualidades fundamentales de la Desviacion Mas Probable , es que es un criterio con un alto nivel de exigencia , y podemos encontrarnos incluso con muestras enteras de informaciones asimiladas o previas , en donde al someter dichas informaciones al contraste de su respectiva Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion con respecto la Desviacion Mas Probable , al final se aprecia que todas las informaciones de la muestra tienen Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion que no logran encajar dentro de los criterios de muy probable de laDesviacion Mas Probable , y a menudo se puede encontrarse el cientifico ante la situacion siguiente : todas las informaciones recogidas no estan dentro de ser muy probables , y todas las informaciones obtenidas , al tebner una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion superior a la Desviacion Mas Probable deberian ser descartadas , ahora bien , a menudo no podemos permitirnos el lujo de perder tanta informacion , ya que a mas informacion que descarta se esta perdiendo informacion del modelo empirico , y cuanta mas informacion se pierda del modelo empirico se incrementa el error , ya que el incremento del error es proporcional a la perdida de informacion , de forma que , para evitar en lo posible incremento significativo del error es necesario que a menudo no se descarte ninguna informacion a pesar de que la Puntuacion Logaritmica del sujeto u opcion sea superior a la Desviacion Mas Probable , de forma que asi de esta forma , debemos tambien combinar una matematica de flexibilidad conbinada con una matematica de exigencia : hay ocasiones en donde el cientifico debe ser consciente que el analisis flexible de la informacion es mucho mas rentable en terminos de impedir el incremento del error , siendo flexibile mediante no hacer

demasiados descartes de informacion que puedan suponer a la larga un incremento notable del error , de forma que la flexibilidad mediante incluir informaciones con Puntuaciones Logaritmicas superiores a la Desviacion Mas Probable dentro de los procesos significvativos selectivos de la informacion , en el marco de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , supone tambien una decision correcta para tener controlado el error . E igualmente tambien ser conscientes que la flexibilidad no siempre es la solucion y que la exigencia matematica ha de ser estimada como forma de mantener la disciplina de la ciencia empirica , en la medida que la realidad objetiva estudiada a partir de datos empiricos sometidos a niveles de gran exigencia matematica como es la Desviacion Mas Probable , pueden aportar un analisis muy exigente de la realidad , con la cual poder acercarnos a una realidad mas ajustada a criterios de exigencia . Es decir , hay situaciones en las cuales es conveniente respetar los criterios de exigencia , y respetar la Desviacion Mas Probable como criterio para averiguar , que sujeto u opcion es muy probable según su Puntuacion Logaritmica sea inferior a la Desviacion Mas Probable , o por el contrario averiguar que sujeto u opcion es menor probable a partir de que tenga una Puntuacion Logaritmica superior a al Desviacion Mas Probable , en donde , finalmente , cualquier decision , sobre : adoptar una actitud flexible o adoptar una actitud exigente , en el analisis de la realidad empirica , debe depender del grado del error que pudiera crearse en caso de descartarse informacion , ya que si el hecho de descartar una serie de informaciones no altera en su conjunto el modelo matematico sino que lo mejora en calidad matematica , toda mejora de calidad matematica por medio de una mayor exigencia , es una mejora de calidad exigente correcta , aunque ahora bien , si al contrario , se estima que la aplicación de los niveles de exigencia de calidad puede hacer que se pierda gran parte de la informacion sustancial del modelo matematico , entonces es necesario instaurar una flexibilidad matematica y no descartar tales informaciones , aunque dichas informaciones no se ajusten exactamente a los criterios de exigencia . De esta forma , con la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible se puede asi tener acceso a una ciencia , en la cual se puede convertir en objeto de decision cientifica , la propia dinamica flexible o exigente de los calculos matematicos que se hicieran , y , el dia que la Probabilidad Imposible pueda ser reconocida internacionalmente , agencias espaciales como la NASA , ESA , NASDA , podrian tener a su disposicion un modelo matematico complejo pero facil de comprender y asimilar , para utilizar y aplicar en sus investigaciones centificas ¿ como lograr que el motor de reaccion de una nave espacial gane en potencia sin aumentar en consumo e incluso reduciendo en consumo , reduciendo el peso y la masa de la nave espacial al tiempo que se aumenta en capacidad de transporte , tanto en velocidad como en carga? Con mis descubrimientos matematicos de la Probabilidad Imposible , el dia que se puedan publicar , las agencias espaciales lideres mundiales en todo el mundo civilizado , podran tener una teoria matematica adecuada para estas necesidades , en donde todo el mundo interesado en conservar el desarrollo de la tecnologia avanzada , pueda investiar en terminos de

inferioridad de las condiciones a reducir , y superioridad de los elementos a potenciar , en el marco de la Probabilidad Imposible , una teoria matematica adecuada para dichas expectativas . Igualmente , ademas de las agencias lideres mundiales como NASA , ESA , NASDA , otras agencias espaciales en vias de desarrollo como el ISRO con sus constelaciones de satelites espaciales , o agencias espaciales como la de Indonesia con satelites para el estudio meteoreologico , muy similares a los que tiene la India , o el programa espacial de Egipto en vias de aumento de su colaboracion y cooperacion con la International Space Station , podran disponer , con Probabilidad Imposible , de una teoria matematica , tanto para ciencia descriptiva como aplicada , que al igual que la NASA , ESA , NASDA , pueda asi permitir que el progreso cientifico en las ciencias espaciales permita trabajar , colaborar y cooperar , las diferentes agencias espaciales , tanto las veteranas como la NASA , como aquellas en vias de desarrollo como el ISRO , con una teoria matematica apta para las necesidades de sus planes actuales a implementar. Es decir , cuando el Circulo de Viena solia abordar la cuestion de la Ciencia Unificada , o tambien llamada como Ciencia Total , o Ciencia Unica , normalmente Wittgenstein , Karll Popper , Ayer , Karnap , Beltrand Russell , estimaban que la creacion de la Ciencia Unificada era unicamente crear una epistemologia cientifica que pudiera ser la base de todas las ciencias , e integrar todas las ciencias sobre una epistmologia unica , fundada en la Ciencia Total , ahora bien , en mi opinion , cuando hablamos de Ciencia Total , o de Unificacion de la Ciencia , ademas tambien debemos comprender que hablar de una ciencia que este en proceso de unificacion significa que , tanto en Indonesia como en el Ames Research Center de la NASA , dispongan de una tecnologia matematica homogenea , una tecnologia matematica que sea adecuada y ajustada a sus necesidades cientificas . El dia que mis descubrimientos matematicos sean reconocidos internacionalmente l, a Probabilidad Imposible de esta forma puede ser la base de una matematica , en la cual se aunan las matematicas descriptivas y las matematicas aplicadas , y tambien la base de una matematica que siente las bases de la investigacion matematica mundial , en un mundo en el cual el interes por conservar el desarrollo en tecnologia avanzada , esta creciendo espacialmente en el marco de las ciencias espaciales . De esta forma , la Probabilidad Imposible algun dia puede ser la base fundamental , no solo de las matematicas en si mismas , sino que la Probabilidad Imposible puede ser la base de la investigacion espacial en el campo de las ciencias espaciales .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabiliddadd



(Capitulo 31)

XXX ademas me tortura usando psicoacustica con teccnicas de psicologia sovietica conductista . El XXX me tortura cada vez que mi madre realiza una accion verbal o fisica , el XXX pretende condicionar todas las respuestas fisiologicas de mi familia a partir de los estimulos condicionantes acusticos desde los microfonos de mis oidos , con ruidos con los que me quiere asesinar aumentando el volumen . La comunidad internacional debe impedir estas situaciones , una forma de impedirlo es que , la comunidad internacional proteja mis descubrimientos matematicos , y la comunidad internacional proteja a mi familia , asimismo la comunidad internacional debe ser comprensiva con cualquier incorreccion que yo pueda tener al escribir a causa de la tortura.

Mis descubrimientos matematicos alggun dia pueden dar la oportunidad de avanzar aun mas en la investigacion matmatica mundial con fines especificos en las ciencias espaciales , seria un grave error que en el caso de que yo muriera y mis descubrimientos matematicos nunca se publicaran , y por tanto todos mis descubrimientos matmaticos se olvidaran para siempre , las agencias espaciales internacionales lideres en investigacion espacial NASA , ESA , NASDA , no pudieran tener acceso a mis descubrimientos matematicos , las agencias espaciales internacionales NASA , ESA , NASDA deben impedir que mis descubrimientos

matematicos se olviden en el caso de que yo muera , para eso , me gustaria pedir por favor , ruego , a las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , que por favor participen en la proteccion de mis descubrimientos matematicos , para que algun dia mis descubrimientos matematicos puedan ser aplicados , el dia que se reconozca mis descubrimientos , en continuar avanzando en la investigacion espacial , el dia que se reconozcan mis descubrimientos , para mi seria un honor , que mis descubrimientos matematicos puedan permitir un mayor avance en investigacion espacial . Igualmente me gustaria que cuando ese dia llege , se recuerde que la cadena de television XXX de Atlanta me ayudo en un momento crucial de mi vida , y que la cadena de television XXX de Atlanta me dio especialmente un estimulo muy importante en mi vida . A la cadena XXX de Atlanta la hare protagonista en proximos ensayos que haga , de esta forma me gustaria que la XXX de Atlanta tambien participe activamente en impedir que mis descubrimientos matematicos se olviden en caso de que yo muera . A todos realmente , muchas gracias .

1º) Intgracion en la modalidad selectiva

Dentro de la teoria matematica que supone la Probabilidad Imposible , esencialmente , se puede afirmar , que el control del error sobre la operación matematica a realizar , es uno de los objetivos fundamentales de toda la teoria , asi como tambien , es un objetivo fundamental o casi realmente el mas esencial , el intentar aunar la matematica descriptiva y la matematica aplicada en una teoria homogenea , ahora bien , tanto en matematica descriptiva como en matematica aplicada siempre debemos de asistir ante un grave problema que puede ocasionar consecuencias realmente sorprendentes , en la medida que se trata de un fenomeno en bola de nueve que se va a cumulando desarrollando una labor de influencia negativa , sobre el conjunto total de las estimaciones en las operaciones de calculo matematico que se estudien , es decir , me estoy refiriendo al incremento del error por acumulacion en el truncamiento de la fraccion decimal , un tipo de fenomeno que en la medida que no se tome en consideracion , el acumulamiento del error en el truncamiento decimal , puede hacer que al estimar una puntuacion , el valor matematico obtenido pueda ser realmente enormemente diferente del valor real que se deberia haber obtenido , dado que el truncamiento decimal puede tener una accion realmente deformante de la estimacion matematica . Dentro de la teoria matematica que he propuesto en forma de Probabilidad Imposible , existen dos formas igualmente de esencialmente eficaces , para impedir la evolucion del fenomeno del error acumulado tal cual si fuera una bola de nieve rodando por la ladera recien nevada , estas dos formas de mantener un cierto nivel de control sobre el acumulacimiento de error en la estimacion matematica , son precisamente las que he venido analizando en los capitulos precedentes , es decir , la

Probabilidad Corregida , como suma a la puntuacion del sujeto u opcion el promedio de la diferencia del sumatorio de todas las puntuaciones con respecto de la unidad , y tambien , por supuesto , que duda cabe , de forma clara y distinta las matematicas siempre han estimado como medida de correccion decimal la aplicación de la teoria logaritmica , en la forma que el logaritmo comprime al numero sobre una numeracion de base , a menudo en la historia arcaica se han utilizado numeraciones de base seis , como de base dos en la logica computacional aristotelica , y tambien la numeracion de base diez , que la base logaritmica que tambien se ha estado trabajando en este ensayo especialmente en la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , aunque tambien la Formulacion Logica de la Probabilidad Empirica en donde puse de manifiesto el gran valor matematico que puede presentar la Probabilidad Corregida , es otro ejemplo de cómo el sistema binario como logaritmo en base dos puede ofrecer sustanciales ventajas en la investigacion matematica . Dentro de las bases de numeracion logaritmica , asi pues , dentro de la Probabilidad Imposible , se han venido utilizando dos formas basicas de numeracion , la binaria y la logaritmica ¿ tiene esto alguna ventaja para las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA? Desde luego , por supuesto , mis descubrimientos matematicos pueden permitir que agencias espaciales como la NASA , ESA , NASDA , gracias a mis descubrimientos matematicos con la Probabilidad Imposible , puedan disponer de una toeria matematica consolidada y madura , como es Probabilidad Imposible , en la cual , las agencias lideres en investigacion espacial como son NASA , ESA , NASDA , podrian realizar estimaciones de calculo operacional sobre la base numerica que mas les sea de interes en el diseño de planes de investigacion cientifica , con los cuales , tanto agencias espàciales veteranas como la NASA , como agencias espaciales en vias de desarrollo como el ISRO de la India , o la agencia espacial de Indonesia , o Egipto en vias de iniciar uns sustantiva colaboracion con la International Space Station , podran disponer , el dia que mis descubrimientos matematicos se reconozcan mundialmente , de una teoria matematica con la cual en sus planes de investigacion cientifica poder controlar el acumulamiento de error decimal , en el truncamiento de la fraccion decimal , en las operaciones matematicas en cualquier proceso complejo matematico que se necesite en el diseño de los programas de investigacion cientifica , a fin de implementar mejoras sustanciales sobre la base de , conrolar el error con la Probabilidad Corregida , y con la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , y con la Formulacion Logica de la Probabilidad Empirica . De todas estas tecnicas de control del error es imprescindible esencialmente ademas tener en consideracion real que , dentro de las tecnicas de control del error aquí diseñadas , aunque de manera coloquial sean tecnicas a las que este denoniminando como tecnicas de control del error , en realidad , no controlan el error , sino que pretenden conocer el origen del error , es decir , tal como ya escribia en mi “Critica a la estadistica contemporanea” , el veradadero factor clave en la investigacion matematica del origen del error , no se encuentra en controlarlo como si el error fuera un enemigo a combatir , sino todo lo contrario , nunca debemos

considerar el error como un adversario directo , sino que debemos aprender del error , ya que el error es el origen del conocimiento , es decir , si en la estadistica contemporanea de base falsacionista bajo los principios de Karl Popper aplicados a contraste de hipotesis ,según hipotesus nula e hipotesis alterna , la varianza de error es igual al factor residual que es provocada por factores aleatorios de origen desconocido , entonces , lo que realmente provoca el error es lo que no logramos conocer , y aquello que no conocemos es lo que queremos conocer para aumentar nuestro conocimiento , es decir , en mi opinion , el error no es nuestro enemigo , y aun en el caso de que el error fuera nuestro adversario , existe un dicho en la China antigua que afirma que " tu mejor maestro es tu enemigo" , realmente , estos refranes asiaticos estan llenos de gran sabiduria , en el proceso de interaccion dialectica con un adversario , existe un feed back de aprendizajes , o en cualquier caso , como sostiene la teoria del aprendizaje mas antigua , hay que aprender de los errores ¿ son los errores algo que unicamente debemos controlar , o por el contrario el error es aquello de cuya fuente debemos nutrir nuestro conocimiento? En mi opinion , el origen del error es en esencia el origen del conocimiento , ya que , no solo aprendemos de los errores para evitar repetirlos , sino que ademas , en la medida que el error demuestra nuestra ignorancia actual o desconocimiento inmediato ante una situacion dada , esta demostracion de nuestra ausencia de conocimiento exacto y objetivo sobre un tipo de situacion dada , en la que hace incidencia el error , es lo que nos debe indicar cual debe ser el camino a continuar en la investigacion cientifica , ya que alli donde el cientifico comete un error se debe a que , es alli en donde existen variables que no logramos conocer , y que por rtanto el éxito futuro de la investigacion cientifica reside en lograr conocer lo que ahora desconocemos siendo actualmente causa de error , pero que si esas variables incontroladas que ahora son causa del error las pudieramos conocer entonces dichas variables de error ahora incontrolables podrian convertirse en variables que se podrian controlar si las logramos conocer , y si lo que ahora desconocemos siendo causa del error , logramos conocerlo , cuando hayamos logrado conocer aquello que ahora desconocemos y causa el error , entonces en el mismo instante en que logremos conocerlo sera causa de éxito en la investigacion cientifica ¿ que es el éxito en la ciencia? El éxito en la ciencia es el proceso por el cual algo que antes se desconocia y era causa de error , ahora lo conocemos y el error desaparece , es decir , si el éxito es lo contrario al error , y el error tiene su origen en nuestro desconocimiento de ciertas variables incontroladas , entonces el éxito depende de que seamos capaces de poder conocer aquellas variables que estando incontroladas pueden causar error , es decir , el éxito cientifico es el aumento del conocimiento sobre aquellos aspectos de la realidad objetiva empirica que ahora no somos capaces de comprender o asimilar o conocer . El éxito en la ciencia es el aumento del conocimiento sobre los aspectos que antes teniamos alguna duda , el éxito en la ciencia es el proceso por el cual damos luz a modelos empiricos en donde logramos distinguir aspectos diferenciados en donde antes unicamente habia tinieblas y

oscuridad . Si el lenguaje que he usado es un poco metaforico , espero que la metafora haya servido para comprender cual es la fuente de error o éxito en ciencia , y por supuesto cual es la fuente de error o éxito en matematicas . Las agencias espaciales como la NASA , ESA , NASDA a menudo se encuentran ante situaciones en las cuales diseños de investigacion cientifica inicialmente muy bien diseñados y muy bien estructurados se enfrentan ante serios problemas en su puesta en practica , o los resultadosd obtenidos en la investigacion cientifica no concuerdan o no coinciden con los resultados obtenidos finalmente ¿ a que se debe estas incoherencias o incongruencias entre el modelo teorico con respecto del modelo empirico , a que se deben estas incoherencias o incongruencias entre los resultados esperados y los resultados estimados en la practica , a que se debe esta incongruencia entre el modelo real y el modelo estimado en la practica? Todo este conjunto de problemas nos llevan siempre al mismo punto de partida , en las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , se llevan a cabo diseños de investigacion cientifica en donde no siempre las expectativas se cumplen sobre la puesta en marcha del diseño de investigacion cientifica , es decir , existe un problema de congruencia y un problema de coherencia entre el modelo teorico y el modelo empirico . Dentro de mis investigaciones matematicas en el campo de la Probabilidad Imposible , el problema existente entre el modelo teorico y el modelo empirico se resuelve sobre la base de :

- 1.1) La Probabilidad Imposible ante la cuestion de la diferencia entre modelo teorico y modelo empirico en la investigacion cientifica

- 1.1.1) La Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es el cociente entre el logaritmo de la probabilidad empirica de sujeto u opcion dividido entre lo mas probable , cuando , lo mas probable es el comportamiento ideal de la muestra , es decir , lo mas probable es el logaritmo de la probabilidad teorica , y si la probabilidad teorica indicaria el comportamiento ideal del sujeto critico en situacion de igualdad de oportunidades , entonces el logaritmo de la probabilidad teorica que es igual a lo mas probable indicaria el comportamiento ideal del sujeto ideal conscientemente critico en teoria . La Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion de esta forma mide la proporcion existente entre el comportamiento real y empirico del sujeto real y empirico en funcion del comportamiento idealmente critico en teoria del sujeto idealmente critico en teoria . Para conocer en que medida que la Puntaucion Logaritmica de sujeto u opcion indica una proporcion que se aproxima o se aleja de la proporcion idealmente critica en teoria , podemos obtener el Nivel de Sesgo de la

Puntuacion Logaritmica y el Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica , en donde , la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual al logaritmo del sujeto idealmente critico en teoria entre lo mas probabe resultando la unidad como resultado del cociente , y por tanto , la diferencia entre la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion con respecto de la Puntuacion Logaritmica Teorica indicara el Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica , en que medida la proporcion que el sujeto real mantiene entre su comportamiento con respecto del comporamiento ideal , es una proporcion con mas o menos sesgo con respecto de la proporcional ideal expuesta en la Puntuacion Logaritmica de Sujeto u Opcion , e igualmente , e igualmente el Nivel de Similitud de Puntuacion Logaritmica se podra obtener a partir de poder conocer , el logaritmo del resultado de dividir la Puntuacion Logaritmica Teorica entre la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , analizando en que medida la proporcion empirica del sujeto real es similar , a mayor proximidad a cero , a la proporcional idealmente critica en teoria del sujeto idealmente critico en teoria .

- 1.1.2) La Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , es igual al sumatorio de todas las Puntauciones Logaritmicas de sujeto u opcion y promediada entre el numero total de sujetos u opciones , en donde , la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica nos indicara cual es en terminos generales , es decir , en terminos promedios , la proporcion empirica de los sujetos u opciones de la muestra , en terminos de proporcion empirica como proporcion entre el comportamiento individual , como logaritmo de cada probabilidad empirica en funcion del comportamiento ideal muestral , que es lo mas probable . La Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica como promedio de la proporcion empirica de la muestra de pone en relacion a la Puntaucion Logaritmica Pormedio Teorica , que es el sumatorio de todas las Puntuaciones Logaritmicas Teoricas , siendo igual al numero de sujetos u opciones , y promediado entre el numero de sujetos u opciones , lo cual da como resultado del cociente la unidad . Siendo la unidad la estimacion teorica de cual seria la proporcion ideal del conjunto general de los sujetos ideales en teoria criticos , entonces , la diferencia que cada Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica dara la diferencia entre el comportamiento general del modelo empirico según su proporcional empirica , con respecto del modelo general teorico , que seria la unidad , siendo asi el Nivel de Sesgo de Puntuacion Logaritmica Promedio la diferencia entre modelo teorico y modelo empirico . E igualmente , el logaritmo del cociente de dividir la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , a mas proximidad a cero indicara mayor similitud entre el modelo empirico en funcion del modelo teorico .

- 1.1.3)Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , es igual al logaritmo del sumatorio de las Puntuacion Logaritmicas de sujeto u opcion , dividido entre lo mas probable , en donde en este caso la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica permite estudiar a la muestra globalmente como si la muestra fuera un sujeto empirico real e individual , de esta forma , a partir del calculo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica podemos conocer cual es el comportamiento empirico de la muestra empirica como sujeto individual , en funcion del comportamiento del sujeto idealmente critico en teoria que es lo mas probable , de esta forma asi se puede obtener una estimacion matematica , tratando a la muestra como un sujeto individual , de cual es la proporcion mas probable a nivel de muestra como sujeto individual , entre el comportamiento empirico de la muestra en funcion del comportamiento idealmente critico en teoria , siendo asi esta estimacion el modelo empirico muestral como sujeto individual . Ademas tambien se puede estimar la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica que siendo igual al sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , este logaritmo de sumatorio es igual al logaritmo del numero de sujetos u opciones , de modo que primer factor de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable es igual al logaritmo de la probabilidad teorica , y siendo tambien el segundo factor lo mas probable , el resultado de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica es igual a la unidad , siendo esta estimacion el modelo teorico . El Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable , como diferencia de la Puntuacion Logaritmica Mas Probab le Empirica con respecto de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , daria como resultado cual es el Nivel de Sesgo entre el modelo empirico con respecto del modelo teorico idealmente critico . E igualmente el Nivel de Similitud como logaritmo del cociente de dividir la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , a mayor proximidad a cero indicaria mayor proximidad entre el modelo empirico y el modelo teorico , siendo asi una forma de estudiar la realcion exitente entre el modelo empirico y el modelo idealmente critico en teoria .

Es decir , si en la investigacion centifica a menudo el error es igual a la diferencia entre el modelo empirico con respectom del modelo teorico , lo cual se suele presenciar espacialmente , cuando agencias espaciales lideres mundiales como la NASA , ESA , NASDA , hacen investigaciones en las cuales se aprecia como los resultados obtenidos en la investigacion distan mucho de los resultados previstos en el diseño inicial de la investigacion , entonces esto lo que indica , es que , la falta de congruencia y la falta de

coherencia entre las estimaciones obtenidas y los valores reales , es el verdadero apice estrategico de toda la matematica del error actual . El error matematico lo podemos estudiar como aquel factor sustancialmente influyente en la investigacion matematica por el cual , el error es el culpable de que las estimaciones matematicas no se ajusten a los valores reales que verdaderamente se deberian obtener , en donde el error puede provocar esta ausencia de isomorfismo entre la estimacion y el valor verdadero , a causa de una serie de variables que no controlamos , y que debemos conocer , y en la medida que debemos conocer que variables no controlamos pero influyen decisivamente sobre el modelo matematico , es por lo que el error es esencia el origen del conocimiento , porque el verdadero motor del conocimiento es conocer porque frecuentemente tenemos errores de calculo en matematicas , es decir , la fuente del conocimiento es saber porque frecuentemente la estimacion matematica operada no se ajusta al valor matematico verdadero del modelo teorico , es decir , la fuente del conocimiento se encuentra en el origen del error , y el origen del error se encuentra en la diferencia entre el modelo empirico y el modelo teorico , y la diferencia causante del error entre modelo empirico y modelo teorico se puede estudiar cientifica , una forma de estudiar cientificamente el error existente en la diferencia fundamental entre modelo empirico y modelo teorico , entre estimacion obtenida y valor verdadero , es mediante la utilizacion sistematica de la Probabilidad Imposible , y mas en concreto la teoria logaritmica , en donde , la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , por medio del Nivel de Sesgo y Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica , por medio del Nivel de Sesgo y Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio , y el Nivel de Sesgo y Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable , es una teoria logaritmica , en el marco de analisis de la Probabilidad Imposible , mediante la cual si es posible conocer la causa del error matematico que produce la diferencia fundamental entre el modelo empirico y el modelo teorico , causante de la difeencia entre la estimacion operada y el valor verdadero , siendo uha diferencia unicamente atribuible al error , es decir , a aquello que no conocemos y causa error , pero que si lo investigamos entonces lo vamos a conocer , y cuando conozcamos aquello que ahora nos causa error , en cuanto lo podamos conocer entonces podremos impedir el error porque conoceremos el factor determinante del fenomeno que se investiga : la mejor forma de impedir el error es aumentando la investigacion cientifica , porque el error es el origen del conocimiento , y el origen del conocimiento se encuentra por tanto en estudiar cual es la diferencia entre el modelo empirico y el modelo teorico , y porque hay diferencia entre valor estimacio y valor verdadero en la operación matematica en la que potencialmente el error ha hecho acto de presencia . En la medida que el error es fundamental como causa de conocimiento , en una teoria de Aprendizaje Artificial como se propone en mi ensayo de Asimilacion e Integracion , y que el dia que se reconozca internacionalmente podra ofrecer importantes avances cientificos para las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , entonces , un sistema artificial dotado con Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , debera tambien ser capaz de poder tener

sistemas de integracion de los aprendizajes asimilados en relacion a las estructuras previas , en los cuales , el sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial puede mantener un estrecho control del error a partir de que la Inteligencia Artificial sea capaz de mantener un conocimiento exacto sobre las relaciones entre modelo empirico y modelo teorico , y el sistema Artificial pueda asi tener continuamente un sistema automatico para poder aprender teniendo presente mecanismos de conocer las fuentes del error , que son fuentes de conocimiento a partir de las relaciones entre el modelo empirico y modelo teorico , para lo cual el sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial debe tambien disponer de una integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , teniendo en cuenta la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva , teniendo en cuenta la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , en una integracion selectiva , en la que habra de tener presente siempre las siguientes formulaciones matematicas :

1.2) Formulacion matematica en integracion en la modalidad selectiva

La integracion en la modalidad selectiva unicamente se hara a traves de , integracion desde el nodo superior , ya que , si la ventaja en la modalidad no selectiva es que la aplicación sistematica de la probabilidad empirica para integrar los nodos es realmente practica , en este caso concreto , la obtencion de probabilidades empiricas de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion seria convertir una estimacion logaritmica en una estimacion probabilistica que impediria poder utilizar estas estimaciones a partir de comparaciones posteriores con Puntuacion Logaritica Teorica . De igual forma , obtener las probabilidades empiricas de Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica o Puntuacion Logaritmica Mas Probable supondria perder la esencia de la verdadera finalidad de busqueda de proporciones del modelo empirico a comparar con el modelo critico idealmente en teoria . De esta forma , la integracion en la modalidad selectiva al no poder utilizar la probabilidad empirica como sistema de integracion , y al encontrarse en una situacion en donde es absolutamente necesario mantener su status de que son proporciones empiricas del modelo empirico a comparar o obtener similitud con respecto del modelo critico idealmente en teoria , la mejor forma de mantener esta situacion de que son puntuaciones empiricas representativas del modelo empirico a comparar o obtener similitud con el modelo critico idealmente en teoria , es por medio de realizar la integracion desde nodo superior , en donde la integracion se realizara del siguiente modo :

- 1.2.1) **Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total Integrada** , promedio entre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total de la muestra de asimilaciones selectivas y la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total de la muestra previa selectiva . .

- 1.2.2) **Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Relativa Integrada =** Sumatorio de todas las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas a integrar y divididas entre el numero total de nodos superiores a integrar .

N = numero total de sujetos u opciones de la muestra original antes de la integracion

K = numero total de nodos a integrar el Nodo Intermedio , siendo las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas aquí los nodos intermedios

((Σ (Log(10) p(xi) : - (Log(10) N))) : N) : K)

- 1.2.3)**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total Integrada ,** logaritmo del sumatorio de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total de la muestra de la asimilacion selectiva y la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total de la muetra previa , y dividido entre el logaritmo de dos .

- 1.2.4)**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Relativa Integrada ,** logaritmo del sumatorio de todas las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas a integrar y dividido entre el logaritmo del numero total de Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas a integrar

(Log(10) ((Σ (log(10) p(xi) : -(Log(10)N))) : -(Log(10)N)) : -(Log(10) K)

- **1.2.5) Nodos Intermedios Integrados a partir Metodo de Probabilidad Porcentual para absoluamente todos los nodos intermedios a partir de Metodo de Probabilidad Porcentual sobre la Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada , a partir de la Puntuacion Logaritmica Promedio Relativa Integrada , a partir de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada y a partir de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada .**

- **1.2.6) Nodos Inferiores Integrados a partir de aplicar nuevamente el Metodo de Probabilidad Porcentual , a partir de los Nodos Intermedios Integrados obtenidos con el Metodo de Prtobabilidad Porcentual , a partir de la Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada , a partir de la Puntuacion Logaritmica Promedi Relativa Total Integrada , a partir de la Puntuacion Logaritmica Mas Probale Total Integrada , y a partir de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada .**

1.3) Integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva

1.3.1) Integracion de nodos superiores

1.3.1.1) Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total
Muestra de asimilaciones	1,446

Muestra previa	1,0258
Sumatorio	2,4718
Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada **Promedio del sumatorio de las Puntuacion Logaritmicas Promedio Totales**	**2,4718 : 2 = 1,2359**

1.3.1.2) Puntuacion Logaritmica Promedio Relativa Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logritmica Promedio Empirica
Muestra de asimilaciones	
Comportamiento de aseo e higiene	1,136
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0068
Comportamiento etico moral	1,2912
Muestra previa	
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0356
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,04
Sumatorio	6,5116
Puntuacion Logaritmica Promedio Relativa Integrada **Promedio del Sumatorio**	**6,5116 : 6 = 1,0852**

1.3.1.3) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total
Muestra de asimilaciones	1,0738
Muestra previa	1,0154
Sumatorio	2,0892
Logaritmo del sumatorio	Log(10) 2,0892 = 0,3199
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total Integrada **Logaritmo del sumatorio dividido entre el logaritmo de dos** **Log (10)2=0,301**	**0,3199 : 0,301 = 1,0629**

1.3.1.4) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada

Sujeto u Opcion	Putuacion Logaritmica Mas Probable Empirica
Muestra asimilaciones	
Aseo e higiene personal	1,092
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0027
Comportamiento eticomoral	1,1588
Muetra previa	
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0217
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282

Sumatorio	6,3049
Logaritmo del Sumatorio	Log(10) 6,3049=0,7996
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Relativa Integrada **Logaritmo del sumatorio dividido entre el logaritmo de seis** **Log(10)6=0,7781**	**0,7996 : 0,7781 = 1,0276**

1.3.2) integrados nodos intermedios , aplicación Metodo de Probabilidad Porcentual sobre los nodos integrados superiores anteriores

1.3.2.1) Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integrada de las totales con Metodo de Probabilidad Porcentual sobre la Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirico	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: porcentaje de Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica con respecto Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total no integrada	**Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las totales** **Porcentaje de nodo intermedio no integrado multiplicado por la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total Integrada y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			

aseo e higiene personal	1,136	(1,136x100):1,446= 78,56	**(78,56x1,2359):100= 0,9709**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0068	(1,0068x100):1,446= 0,4702	**(0,4702x1,2359):100= 0,0058**
Comportamiento etico moral	1,2912	(1,2912x100):1,446= 89,29	**(89,29x1,2359):100= 1,1035**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002	(1,002x100):1,0258= 97,67	**(97,67x1,2359):100= 1,2072**
Yolanda saluda al acudir al trabajo	1,0356	(1,0356x100):1,0258= 100,95	**(100,95x1,2359):100= 1,2477**
Conceptos morales trabajo de Yolanda	1,04	(1,04x100):1,0258= 101,38	**(101,38x1,2359):100= 1,253**

1.3.2.2) Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integrada de las relativas con Metodo de Probabilidad Porcentual sobre la Puntuacion Logaritmica Promedio Relativa Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica	Porcentaje de nodo intermedio no	**Puntuacion Logaritmica Promedio**

	Promedio Empirico	integrado: porcentaje de Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica con respecto Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total no integrada	**Empirica Integrada de las Relativas** **Porcentaje de nodo intermedio no integrado multiplicado por la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Relativa Integrada y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			
aseo e higiene personal	1,136	(1,136x100):1,446= 78,56	**(78,56x1,0852):100=** **0,8525**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0068	(1,0068x100):1,446= 0,4702	**(0,4702x1,0852):100=** **0,0051**
Comportamiento etico moral	1,2912	(1,2912x100):1,446= 89,29	**(89,29x1,0852):100=** **0,9689**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002	(1,002x100):1,0258= 97,67	**(97,67x1,0852):100=** **1.0599**
Yolanda saluda al acudir al trabajo	1,0356	(1,0356x100):1,0258= 100,95	**(100,95x1,0852):100=** **1,0955**

Conceptos morales trabajo de Yolanda	1,04	(1,04x100):1,0258= 101,38	**(101,38x1,0852):100=** **1,1001**

1.3.2.3) Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas Integrada de las totales con Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	Porcentaje de nodo inferior no integrado: porcentaje de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica con respecto de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total no integrada	**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Integrada de la total** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total Integrada y dividido despues entre 100**
Muestra asimilaciones			
Aseo e higiene	1,092	(1,092x100):1,0738= 101,694	**(101,69x1,0629):100=** **1,0809**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0027	(1,0027 x100):1,0738= 93,378	**(93,378x1,0629):100=** **0,9925**

Comportamiento etico-moral	1,1588	(1,1588x100):1,0738= 107,915	**(107,91x1,0629):100= 1,147**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015	(1,0015 x100):1,0154= 98,631	**(98,631x1,0629):100= 1,0483**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0217	(1,0217x100):1,0154= 100,62	**(100,62x1,0629):100= 1,0694**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282	(1,0282x100):1,0154= 101,26	**(101,2,x1,0629):100= 1,0762**

1.3.2.4)Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas Integradas de las relativas con Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuacion Logaritmicas Mas Probable Relativa Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	Porcentaje de nodo inferior no integrado: porcentaje de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica con respecto de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total no integrada	**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Integrada de la Relativa** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Relativa Integrada y dividido despues entre 100**
Muestra asimilaciones			
Aseo e higiene	1,092	(1,092x100):1,0738= 101,694	**(101,69x1,0276):100=** **1,045**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0027	(1,0027 x100):1,0738= 93,378	**(93,378x1,0276):100=** **0,9595**
Comportamiento etico-moral	1,1588	(1,1588x100):1,0738= 107,915	**(107,91x1,0276):100=** **1,1088**
Muestra previa			

Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015	(1,0015 x100):1,0154= 98,631	**(98,63 x1,0276):100=** **1,0135**
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0217	(1,0217x100):1,0154= 100,62	**(100,62x1,0276):100=** **1,0339**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282	(1,0282x100):1,0154= 101,26	**(101,26x1,0276):100=** **1,0405**

1.4) Nodos Inferiores Integrados

Los Nodos Inferiores Integrados los realizare en el siguiente capitulo , aunque , no obstante , quiero al menos señalar que :

1.4.1)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas con Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las totales

1.4.2) Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas con Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empirica Integradas de las relativas

1.4.3) Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas con Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las totales

1.4.4)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas con Metodo de Probabilidad Porcentual soobre Puntauciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las relativas

Como acabo de decir , estas integraciones de nodo superior no las realizare en este capitulo , para hacerlas en el capitulo siguiente , aunque asi , dejo constancia de cómo seria la integracion a realizar , y como desarrollare practicamente el proximo capitulo siguiente , a partir de la integracion de los nodos inferiores con el Metodo de Probabilidad Porccentual , según nodos intermedios integrados en este capitulo actual . A pesar de que las tablas de los nodos inferiores integrados las hare en el siguiente capitulo , cabe destacar , que la aplicación fundamental del Metodo de Probabilidad Porcentual , dispone de unas aportaciones cruciales en la investigacion cientifica modrna , en cuanto que , si una de las pricipales custiones a debatir en la controvertida polemica , sobre que es el error , y cual es la genesis del error en matematicas , en mi opinion , la genesis fundamental del error en matematicas , se establecer sobre la base evidente de que , el error es la distancia entre un valor estimado y un valor verdadero , cuando por ejemplo , el dia que mis descubrimientos matematicos algun dia por fin se reconozcan , y se pueden aplicar a sistemas de maxima precision matematica como sistemas de navegacion por satelite , la principal cuestion a analizar es que , el mas leve error en la localizacion geografica planetaria a traves de sistemas de localizacion de ciertas localizaciones a traves de un GPS , GALILEO , GLONAS , BNS , es que una misma posicion que puede encontrarse en un mismo punto de forma constante , es decir , una posicion permanente no movil sobre un espacio geografico determinado , es una posicion que sin embargo puede estar sujeta a distintas estimaciones son distintos grados de error , según esta misma posicion constantemente permanente en una posicion no movil en superficie , es una posicion que , ya bien se estime con el GPS , GALILEO , GLONAS , BNS , cada sistema de medicion de navegacion en el procesamiento de la triangulacion puede ofrecer una estimacion según un nivel de error diferente , y ese nivel de error diferente se puede estimar en diferencia entre la localizacion estimada por dicho sistema de navegacion por salite con respecto de la posicion autentica veradamente real que ocupe dicho objeto inmovil sobre una superficie inmovil de forma constantemente permanente , es decir , la diferencia del error es en esencia la pregunta fundamental sobre , porque en matematicas frecuentemente nos debemos enfrentar ante situaciones en las cuales las estimaciones matematicas no concuerda exactamente con la realidad empirica , es decir , porque en matematicas de forma frecuente se observa que no hay ningun tipo de concordancia ni congruencia ni coherencia entre el modelo empirico y el modelo teorico , y que se pueda afirmar de forma categorica , que el error no es otra cosa mas que un nivel de desviacion del modelo empirico sobre el modelo teorico , por cuanto , la realidad que nosotros estudiamos no siempre se ajusta a la realidad en teoria , y que este error es la base fundamental del origen del conocimiento , porque en la medida que en un diseño de investigacion cientifica nos planteamos unas hipotesisi fundadas en unos objetivos de investigacion que despues estos no se cumplen , esto es signo o

señal de que algo ocurre en el modelo matematico que impide que se cumplan las previsiones previstas , y este incumplimiento de las previsiones previstas , impide el avance de la ciencia , de forma que para hacer que el avance de la ciencia pueda seguir en el camino del progreso , es menester primero , hacer una investigacion rigurosa y exaustiva , en la cual , aclarar de forma dinstinguida de cualquier otro factor que puediera perjudicar el analisis real de la variable causante de dicho obstaculo , cual es la causa de que dicho obstaculo se encuentre dentro del proceso a seguir , de esta forma , gracias a que en la ciencia podemos encontarnos de forma recurrente ante sucesos no del todo claros , la investigacion hacia la aclaracion cientifica que ocurre en dichos sucesos no del todo claros , permite continuar en la senda del progreso cientifico de forma permanente y continua . El error en matematicas es como esa especie de amante que al mismo tiempo que te ama te duele , el error es la genesis del conocimiento , y el error es la causa de que el éxito no siempre sea conseguido , sin embargo , gracias al error hay obstaculos , y el ansia humana de superacion , hace que el cientifico ante el obstaculo se mueva hacia la superacion de esa barrera que se impone entre la investigacion y el éxito de la investigacion , de forma que la mejor manera de vencer al error es conociendo el error , convirtiendo al error en causa de conocimiento , y automaticamente despues de que conozcamos la causa del error , es cuando podremos superar esa causa de error ahora convertido en causa de conocimiento , para la superacion del siguiente obstaculo , ya que la investigacion matematica es en esencia como un corredor de obstaculos , que nada mas superar un obstaculo se encuentra ante el siguiente obstaculo , en una especie de tragedia griega en donde , la verdad sea dicha , los obstaculos nunca se acaban , como los mitos del gran Ulises en donde nunca se terminaban las aventuras , o como en los mitos de Hercules superando las 12 pruebas . De todas formas , la Probabilidad Imposible no ha tenido que superar ninguna prueba heculeana , sino que es una matematica bien consolidada y madura capaz de competir con cualquier otra teoria matematica en unos niveles de ventajas mas que suficientes , y la Probabilidad Imposible se puede convertir en la base matematica del siglo XXI y del tercer milenio , cuando en Intuicion y Probabilidad afirme que mi proposito era sentar y consolidar las bases de una matematica que cambiaria el mundo , lo dije con la mayor modestia , siendo conscientes de lo que implica afirmar una declaracion formal de estas caracteristicas , pero sinceramente creo que yo estoy consiguiendo mi objetivo : la Probabilidad Imposible puede ser la base matematica de las investigaciones cientificas venideras . El dia que mis descubrimientos matematicos salgan a la luz , las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , dispondran de un sistema de alta tecnologia y de alta matematica descriptiva para sus investigaciones espaciales , en donde el error deja de ser un problema para ser una causa de conocimiento , ya que el error en esencia no es un problema , el error es la genesis del conocimiento humano ante una realidad que desconoce , y porque desconoce esa realidad es logico que el hombre cometa errores , ya que si el hombre fuera tan sabio que lo pudiera conocer todo a priori , entonces el

hombre no cometeria ningun error , porque la base del error es el desconocimiento humano , luego entonces , si aumentamos , en la NASA ,E SA , NASDA , el conocimiento sobre la causa del error ,e staremos contribuyendo al aumento del conocimiento en detrimento del error , ya que a mas capacidad de conocimiento , es decir a mas capacidad de aprendizaje , entonces menos errores . Un sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial y de Afectividad Artificial capaz de aprender , ademas de que estos aprendizajes se puedan convertir en probabilidades de sesgo interno con Asimilacion Integracion , tambien estos aprendizajes , pueden permitir que el robot desarrolle una mayor comprension de la realidad objetiva en la que se encuentre en funcionamiento , y mientras dure el sistema artificial en funcionamiento , el sistema artificial reduzca considerablemente sus errores en sus comportamientos ambientales en funcion de que , a mayor capacidad de Aprendizaje Artirficial entonces mayor conocimiento del medio ambiente en donde el sistema artificial se encuentre en funcionamiento , y a mas capacidad de conocimiento del medio ambiente de parte del sistema artificial , dotado de Inteligencia Artificial , entonces el sistema artificial ira reduciendo progresivamente la cantidad de errores que pueda cometer ya que , a mayor conocimiento del medio ambiente en donde opere , entonces menos errores tendra en sus relaciones con el medio ambiente , porque el sistema artificial se podra adaptar mejor al medio ambiente en funcion de que su conocimiento del medio ambiente le impida cometer errores , es decir , la base fundamental de la adaptacion ambiental de un ser artificial se encuentra en que el ser artificial conozca sobradamente las condiciones ambientales del medio ambiente en donde opere , de forma que a menos errores a mayor aprendizaje , y mas conocimiento ambiental , entonces mas capacidad de éxito en la adaptacion ambiental del ser artificial . Un sistema artificial dotado de Inteligncia Artificial y de Afectividad Artificial , que puea comprender las desviaciones entre valores estimados y valores verdaderos , comprender las desviaciones del modelo empirico sobre el modelo teorico , es un sistema artificial que podra asi tener bajo control el error , a fin de tener cuantos menos errores posibles en sus intracciones con el medio ambiente , y a menor cantidd de errores inversamente mayor sera el éxito en su adaptacion al medio ambiente , luego el éxito en la adaptacion al mediante ambiente depende directamente de la capacidad de éxito . Es decir , el éxito es inverso al error , porque el éxito es directamente proporcional al aumento proporcional de conocimientos ambientales . Este tipo de aumento del éxito en la adaptacion ambiental que el sistema artificial logre con Asimilacion e Integracion , necesita absolutamente de un sistema en el cual , los aprendizajes asimilados en la modalidad selectiva , bajo la forma de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , calculando las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas , y Puntuaciones Logaritmicas Mas Probable Empiricas , las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Totales , las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas Totales , se pongan en relacion integradora con la Inteligencia en Arbol previa selectiva , en

donde tambien se encuentren , a partir de los conocimientos previos sus respectivas Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas , Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas , Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Totales , Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas Totales , en donde al integrarse estos valores , se puedan asi tener valores integrados de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , en los cuales tener estimaciones oportunas de las desviaciones posibles entre el modelo empirico con respecto del modelo idealmente critico en teoria , para poder conocer la causa del error matematico en las diferencias entre la realidad estimada y la realidad verdadera , base del error en matematicas y en investigacion cientifica en general . Para poder comprender en integracion matematica el error , como diferencia entre realidad estimada y realidad verdadera , es necesario calcular , la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total Integrada , como promedio de las Puntauciones Logaritmicas Promedio Empiricas Totales de las muestras a integrar , y analizar tambien asimismo la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Relativa Integrada como promedio de todas las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas de las muestras a integrar , y tambien calcular tambien la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total Integrada , como logaritmo del sumatorio de las Puntuaciones Logaritmcias Mas Probables Empiricas Totales dividida entre el logaritmo de dos , y el analisis asimismo igualmente de , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Relativa Integrada como logaritmo del sumatorio de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas dividido entre el logaritmo del numero de Puntauciones Logaritmcias Mas Probables Empiricas tenidas en cuenta , y a partir de estas estimaciones , empezar , a utilizar , el Metodo de Probabilidad Porcentual , en la integracion de nodos intermedios y nodos inferiores , y en el caso particular de los nodos intermedios , teniendo presente que la integracion de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas ha de hacerse por igual , tanto con la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total Integrada como con la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Relativa Integrada , siempre con el Metodo de Probabilidad Porcentual , y que la integracion de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas ha de hacerse , tanto con la Puntaucion Logaritmica Mas Probable Empirica Total Integrada como con la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Relativa Integrada , y a partir de todos estos nodos integrados , poder desarrollar tal cual realizare en el siguiente capitulo , la integracion de los nodos inferiores , como la integracion , aplicando el Metodo de Probabilidad Porcentual sobre las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion en funcion de todos los nodos intermedios integrados estimados , obteniendo as finalmente , cuatro formas distintas de integracion de nodos inferiores ,tal cual analizare en el capitulo siguiente . El dia que mis descubrimientos matematicos puedan ver la luz del reconocmiento internacional , una de las ventajas que mi teoria matematica aportara es que , tanto agencias espaciales veteranas como la NASA , como agencias espaciales en vias de desarrollo como el ISRO de la India , la agencia

espacial de Indonesia o Egipto , podran disfrutar de una teoria matematica para crear tecnologia avanzada en el manejo de tecnicas matematicas de Inteligencia Artificial , y de matematica descriptiva , que sin necesidad de granes desarrollos tecnologicos quizas unicamente actualmente en laboratorios de maximo desarrollo en investigacion centifica , en agencias espaciales como el NASDA o la ESA , o la NASA , sin embargo con mis descubrimientos matematicos , tambien las agencias en vias de desarrollo como la India , como Indonesia o Egipto , podran tener acceso a sistemas de Inteligencia Artificial que podran servir para el estimulo economico y cientifico . El mundo entero esta interesado en conservar el avance de la ciencia , ya que la unica forma real de responder a los dilemas modernos , es una estructuracion cientifica de la respuesta ante dichos dilemas en la cual , la ciencia pueda dar una solucion real a problemas acucientes , y en defintiiva , la ciencia moderna no esta tan lejos del sueño del Positivismo de August Comte , de convertir la ciencia positiva en la solucion a los problemas del hombre moderno , lo cual en esencia , tambien era el proposito del Circulo de Viena , y de toda la corriente de investigacion matematica que partiendo desde los sucesivos debates sobre Euclides , han ido creando , Platon y Aristoteles hasta la actualidad und esarrollo cientifico que el mundo debe conservar , avanzndo hacia nuevos horizontes , en los que la humanidad constituirse a si misma , en relacion con su naturaleza interior y exterior , y en relacion con el progreso imparable de la ciencia moderna .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad

Ayer , tragicamente , la tortura que sufro va en aumento cada vez , tuve que dar por finalizado , de momento , mis ensayos dedicaddos a Astroecologia y la Intrnational Spce Station , porque cada vez me torturan mas . A partir de ahora , toddos los dias , sin excepcion , todos los dias los dedicare integramente a trabajar en mis descubrimientos matematicos , todos los dias sin excepcion integramente me deddicare a profundizar en todos mis mis descubrimientos matematicos . Aquellas personas que se sientan satisfechas dde que yo dde momento mis ensayos de Astroecologia y dde la exploracion espacial , les prevengo de lo siguiente : ahora mis descubrimientos matematicos se van a acelerar , y para cuando termine este año 2003 habre explicado la mayor parte de toddo lo referente a toddos mis ddescubrimientos matematicos , aquellas personas que se sientan satisfchas dde lo que ocurrio el 20 de abril ddel 2003 , ya les advierto , os vais a arrepentir de lo que ocurrio el 20 de abril , y yo por lo general siempre cumplo mi palabra .

El XXX me tortura , la forma con que el XXX me tortura es la siguiente : el XXX me tortura mientras escribo dde manera que a cadda pagina que he escrito el volumen de la tortura aumenta sigificativamente , dde forma que cuando llevo varias paginas escritas ,el volumen con que el XXX me tortura ha aumentado considrablemente . El XXX me tortura dde moddo que cadda vez que aprieto l tecla ddel “intro” en mi orddenador aparece un ruido en alguno dde mis oiddos , addemas el XXX hace que , el microfono con el que me tortura , al registrar cualquier ruido ambiental automaticamente el ruido ambiental registrado provoque un aumento del volumen del ruido con que me tortura , y asi por tanto , a cada tecla dde mi ordenador que yo presiono , el ruido que prodduce

la presion de mi deddo sobre ddicha tecla , es un ruido que produce un aumento del volumen del ruido con el cual el XXX me tortura . El XXX me tortura tambien cuando mi madre o algun miembro de mi familia hace sus necesidades en el retrete , el XXX aumenta el volumen de la tortura cuando mi maddre u otro miembro de mi familia entra en el retrete , y cuando mi maddre habla o hace alguna accion el XXX me tortura . Tambien , el XXX me tortura dde forma que , siempre que estoy comiendo , cuando tengo que tragar la comida , y la comidda pasa por la garganta , el XXX me aplica un ruido con el objeto de intentar que la comida se atragante en mi garaganta y yo muera , y ademas , tambien sufro constantemente intentos de asesinato por el XXX muchas noches cuando sufro aumentos del volumen de los ruiddos con que me tortura . El XXX esta rabioso por el éxito que yo he tenido con Galaxia Astroecologia , y como el XXX esta rabioso con mi éxito , el XXX aumentaba cada domingo mas la tortura contra mis oidos , con el objeto de que yo cometiera erratas en Galaxia Astroecologica , a medidda que la tortura aumentaba yo tenia dos opciones : o seguir escribiendo Galaxia Astroecologica a pesar dde todo y a costa de cometer erratas lo cual hubiera hecho que yo hubiera sido de nuevo el objeto de risa de todos los españoles , o por el contrario , abandonar dicho ensayo dde forma digna y dedicarme a lo que realmente no es objeto de risa , sino que incluso el XXX puede ademas de estar rabioso , estar celoso , a causa de mis descubrimientos matematicos , ahora el XXX aumentara la tortura cuando yo continue con mis descubrimientos matematicos , pero la ventaja que yo tengo con mis descubrimientos matematicos , es que mis descubrimientos matematicos son mas importantes incluso que la Astroecologia , y en mis descubrimientos matematicos no necesito tener tapones en los oidos lo cual hace reduce el nivel de sufrimiento que yo pueda tener con la tortura . Si el XXX cree que ha cosneguido algo realmente el pasado 20 de abril del 2003 , yo ya le prevengo : no has conseguido nada , ahora las cosas solo van a ir mejor para mi , y van a ir mejor para quienes me apoyan . El XXX queria que yo cometiera erratas en Galaxia Astroecologica , aumentando la tortura , y asi yo volver a aser el admereir de todo el mundo , pues al XXX le digo una cosa : no lo has conseguido , y yo voy a demostrar que soy mas inteligente que toda la corona española , y que todo el servicio de inteligencia XXX . Si el XXX esta rabioso y celoso conmigo , yo la le advierto : conmigo te has equivocado de estrategia .

Me gustaria pedir a las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , que por favor participen activamente en proteger la seguridad de mis descubrimientos matematicos , me gustaria que por favor las agencias espaiales NASA , ESA , NASDA , nunca permitieran que mis descubrimientos matematicos quedaran en el olvido en el caso de que yo muera y mi obra cientifica nunca se publicara . Ademas , durante estos dias he ido hacciendo declaraciones de intencion de dedicar a la cadena de television XXX de Atlanta un ejemplo pracctico en mi siguiente ensayo de Teoria General de Probabilidad Imposible , el ejemplo practico que dedicare a la television XXX de Atlanta lo empezare el dia 28 de abril del 2003 , me gustaria que la cadena de television XXX de Atlanta tambien participara en proteger mis descubrimietos matematicos , y algun dia tambien la XXX de Atlanta luche por esclarecer la tortura que yo he sufrido , y la XXX de Atlanta demuestre al mundo entero que , Galaxia Astroecologica tuve que dejarla , de momento temporamente , a causa del aumento que sufro de la tortura .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad

(Capitulo 32)

1º) Integracion de los nodos inferiores con el Metodo de Probabilidad Porcentual en la integracion de la Inteligenica en Arbol de asimilaciones selectivas , teniendo en cuenta Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva

Cuando en las investigaciones que agencias espaciales lideres internacionales como NASA , ESA , NASDA , realizan de forma frecuente , en las cuales siempre hay una presencia de errores tipicos , que pueden suponer un grave peligro para la realizacion de la investigacion cientifica , abordar la cuestion sobre cual es el origen del error en matematicas , se propone como una de las cuestiones realmente determinantes en la investigacion cientifica , ya que ,. La ausencia o presencia de error pude suponer la diferencia entre la ausencia o presencia de éxito en una investigacion cientifica . Estudiar la intima relacion que el éxito como fenomeno inverso al error tiene en la ciencia , supone investigar la consecucion del éxito en virtud de intentar obtener una total ausencia de error en la invstigacion cientifica , ahora bien , la forma mas eficaz de

realmente poder tener opcion a construir una ciencia carente de error , es precisamente , estudiando cual es la fuente del error en los instrumentos matematicos que se utilizan para tal efecto , de esta forma , la necesaria investigacion en la mejora del éxito en la investigacion cientifica swe puede reducir a la investigacion sobre formas de reduccion del error , ya que , toda reduccion del error es en suma la consecucion de mayor nivel de éxito . Cuando en el año 2001 , con el Impacto del Defecto abordaba la custion del defecto en un sistema de produccion industrial , tal como despues recupere en el analisis que hice en Probabilidad y Decision al abordar la cuestion sobre los errores en los sistmas de calidad total , lo que se percibe es que , el defecto es una forma operativa de considerar al error en un sistema de produccion industrial , aunque en esencia , el conc epto defecto como tal , no es en si la genesis del error ¿ que es el error? En los termnos que estoy intentando explicar en Asimilacion e Integracion , el error se puede definir como la diferencia existente entre el modelo empirico y el modelo teorico , lo cual , es en esencia , afirmar qu el error es aquella diferencia entre , lo que se percibe y lo que realmente deberia ser un opbjeto a estudiar , lo cual , en terminos de filosofia clasica , podria condcirnos a la consideracion operativa , de que el error es igual a la diferencia entre la forma como nosotros interpretamos la realidad , y la forma real de esa realidad .La diferencia entre nuestra concepcion de la realidad y la propia realidad misma , a la hora de realizar cualquier accion , puede ser una difrencia decisiva para mantener un elevado nivel de éxito , o por el contrario caer en el error , ya que en al medida que nuestra concepcion de la realidad no se ajuste exactamente a la realidad misma , siempre habra un margen de posibilidades para que , en esa parte centesimal o decimal de nuestra concepcion que no se ajusta completamente a la realidad misma , al hacerse una accion concreta , si esa accion concreta que hagamos la hacemos sobre aquella parte decimal de la realidad que no concuerda exactamente con nuestra concepcion previa , puede producirse un elevado procentaje de probabilidades de caer en un error , ya que si hay una parte de la realidad que no concuerda con la concepcion que nosotros tenemos de esa realidad , entonces al hacer nosotros una accion sobre esa parte de realidad que no concuerda con nuestra concepcion previa , al nosotros estar guiados sobre una concepcion previa falsa de esa parte decimal de la realidad que no es tal cual nosotros creemos en nuestra concepcion previa , entonces , la utilizacion sistematica de las concepciones previas que nosotros nos formemos sobre la realidad que nos rodea , puede ser una concepcion falsa que al utilizarse como guia , en aquellas partes decimales en que la concepcion no concuerde con la realidad , nosotros podemos estar utilizando una guia erronea sobre una realidad que en realidad es totalmente desconocida para nuestro conocimiento cientifico , de forma que la probabilidad de cometer un error aumenta , proporcionalmente , tendamos a realizar acciones concretas basados en una guia de accion bajo los supuestos de nuestras concepciones previas sobre una parte de la realidad que en terminos decimales no concuerde con nuestras concepciones previas ¿ que es el error? El error se puede

definir de la siguiente forma : el error surge de la distancia existente entre la propia realidad con respecto a la forma con que nosotros percibimos o creemos que es dicha realidad . Si nosotros tenemos una percepcion erronea de la realidad , o si nosotros tenemos una creencia erronea de esa realidad , entonces es completamente logico , que cuando intentemos realizar una accion bajo la guia de nuestras percepciones erroneas , o nuestras creencias erroneas , tendamos a caer en errores , es decir , la probabilidad del error es proporcional a la cantidad decimal de la percepcion erronea o de la creencia erronea sobre esa misma realidad . El error por tanto se encuentra en la distancia que existe entre la realidad misma con respecto de la forma con que nosotros percibamos esa realidad , o con respecto de la forma con que nosotros creamos que esa realidad se estructura . En matematicas concrementa , el error se suele determinar , en funcion del concepto de Epsilon , en la estadistica de la Recta de Regresion tradicionalmente , y en el caso de la estadistica convencional en general , la utilizacion de Niveles de Confianza , ahora bien , ¿ acaso cuando se aplica un Nivel de Confianza en el estudio de la estadistica , en dicho Nivel de Confianza estamos integrando tambien los hipoteticos errores debido a la distancia existente entre la realidad misma con respecto de nuestra percepcion o de nuestras creencias? No , evidentemente cuando se estima un Nivel de Confianza no se tiene en cuenta realmente cual es la diferencia entre nuestras creencias o percepciones con respecto de la realidad misma , sino que , cuando estamos operando con el Nivel de Confianza en la estadistica convencional , o con Epsilon en la Recta de Regresion tradicional , lo unico que se esta estimando con dicho Nivel de Confianza o Epsilon es el grado en que se permite un ligero nivel de error de variables incontrolables , pero es que no se esta tomando en cuenta la diferencia entre nuestra percepcio y nuestras creencias con respecto de la realidad misma , es decir , el falsacionismo de Karl Popper unicamente cree , dentro de la teoria hipotetica del conocimiento provisional , hasta que se logre falsear lo que ahora se cree como ciencia verdadera , que la unica fuente del error es la ausencia de control sobre la variable experimental sobre la variable dependiente , algo que en mi opinion carece totalmente de sentido , ya que , si unicamente estimamos el error como la diferencia que habria entre , una situacion experimental totalmente controlada con respecto de una situacion experimental con ciertos margenes de variables no controlables interactuando sin nuestro control , aquí el error no se estima como diferencia entre nuestra percepcion o creencia con respecto de la realidad misma , sino que en la teoria experimental de la estadistica convencional el error unicamente es una funcion de la ausencia o no del control , es decir , en la teoria del contraste de hipotesis en virtud de contrastar la hipotesis alterna en funcion de la hipotesis nula , lo unico que hace el matematico , es intentar contrastar según un margen de error permisible en funcion de que lo ideal , control total , es una utopia , el grado de eficacia del control experimental , es decir : supongamos que yo tengo un modelo experimental , lo someto a contraste de hipotesis utilizando el falsacionismo del contraste de hipotesis , y resulta , que todas las operaciones de control de las

variables aleatorias ha sido un éxito , es decir , la hipotesis nula se rechaza y se demuestra que la hipotesis alterna es valida , ahora bien ¿ que he demostrado yo al lograr validad la hipotesis alterna , al rechazar hipotesis nula , en un modelo experimental con un gran nivel de control experimental? En realidad , en un caso hipotetico como el que acabo de plantear , bajo ningun concepto se puede decir que realmente la hipotesis alterna se haya validado , lo unico que realmente se ha validado es que el modelo experimental tenia un gran control sobre las variables aleatorias , de modo que el control experimental ha impedido la incidencia del error causado por el emento residual , y como el elemento sistematico se ha contrastado como superior al elemento residual , entonces , supuestamente , yo deberia terminar mi investigacion diciendo que , la hipotesis alterna es valida , y se rechaza la hipotesis nula , con un porcentaje de error en mi decision estadistica igual a la diferencia del Nivel de Confianza con respecto del 100% , pero en realidad , lo unico que he demostrado , no es que mi hipotesis alterna sea valida , lo unico que he demostrado es que el diseño de control experimental ha sido un éxito , pero el control experimental por si mismo no es en esencia el objeto de la investigacion cientifica , ya que en esencia el objeto de la investigacion cientifica no es conocer que diseño de control experimental es el mejor en una experimentacion dada , sino que el objeto de la investigacion cientifica es obtener un conocimiento objetivo de la realidad empirica que tenemos a nuestro alrededor , de forma que , hoy en dia lo unico que esta haciendo la ciencia es , sobre la base de catalogar a dichos conocimientos experimentales como conocimientos validadados con el falsacionismo y la estadistica de cotraste de hipotesis , en donde , se rechaza hipotesis nula cuando le variable sistematica es superior a la variable residual como un criterio de validacion cientifica , que en realidad lo unico que valida es un adecuado sistema de control experimental , lo unico que la ciencia esta haciendo hoy en dia , es validar sistemas de control experimental , pero bajo ningun concepto se puede decir que la ciencia este creando realmente un conocimiento adecuado de la realidad empirica . Si la ciencia se estructura sobre la base de , rechazo hipotesis nula cuando la varianza sistematica es superior a la varianza residual , en donde , la superioridad dem la varianza sistematica sobre la residual es signo de un adecuado diseño de control experimental , entonces es obvio que lo que realmente estas validando no es la varianza sistematica , en realidad , no unico que valida un experimento de estas caracteristicas , y este tipo de experimento es un diseño que esta utilizando frecuentemente incluso en las ciencias espaciales , en agencias como NASA , ESA , NASDA , es un experimento que en realidad no valida ninguna varianza sistematica , este tipo de experimento lo unico que valida es que el sistema de control experimental ha mantenido controladas las incidencias aleatorias de la varianza residual , es decir , cualquier investigacion experimental fundada en la teoria del falsacionismo del conocimiento provisional elaborada por Popper , lo unico que hacer es , pretender hacernos creer que logra crear un cuerpo sistematico de conocimientos cientificos sobre la aceptacion de las varianzas sistematicas superiores a las varianzas

residuales ,pero que en realidad , lo unico que esta logrando es crear un cuerpo de conocimientos sobre sistemas de aislamiento experimental como sistema de obtencion de diseños experimentales de control total del factor residual , en donde el factor residual se convierte en una especie de enemigo de la varianza sistematica , y el conocimiento cientifico , en Popper se reduce a una simple actividadf de tener bajo control constante al error residual experimental ¿ es esto en realidad lo que se puede entender por ciencia , la ciencia es unicamente una actividad de tener siempre bajo vigilancia el error residual? En mi opinion no , y en mi opinion , el problema de Popper es que en esencia es incapaz de comprender la verdadera importancia del error en matematicas , para Popper el error se convierte en nuestro enemigo a controlar , pero esto en mi opinion es caer en el error de no comprender la verdadera esencia del error en matematicas , ya que , creer que todo lo que tenga bien controlado al error es digno de considerarse como un conocimiento de validez cientifica , en mi opinion es el error de convertir a la ciencia en el Sheriff del error , la teoria de Popper hace que la ciencia se estructure de forma que , el control del factor residual es la parte determinante de la ciencia , la ciencia , dentro de la cosmovision cientifica de Popper se reduce a sistemas de control experimental , en la teoria de Popper finalmente , la ciencia es un conjunto de diseños de control experimental ¿ pero acaso la ciencia es solo control , se puede decir que el trabajo de la ciencia es unicamente controlar? No , yo pesonalmente creo que la ciencia no es solo control , o acaso que , habiendo en la ciencia una parte quizas de control de las variables , yo me niego a creer que se pueda reducir toda la ciencia a una simple tarea de control , porque la ciencia ademas de control debe ser muchas mas cosas , si reducimos la actividad cientifica a una actividad de control de variables , entonces , la diferncia entre un cientifico y un policia dedicado a vigilar el trafico urbano es minima , es decir , no podemos convertir al cientifico es una especie de policia del error : en mi opinion quizas el control tenga alguna parte determinante dentro del aparato de la ciencia , pero bajo ningun concepto se puede reducir la ciencia a control ¿qué es la ciencia? La ciencia es un continuo proceso , en donde , estamos continuamente enfrentandonos ante el problema de la percepcion , es decir , nosotros comos seres humanos , percibimos la realidad según la forma en que se estructuran nuestros organos sensoriales , pero ¿ acaso cualquier otro animal o ser unicelular percibiria la realidad de forma semejante a nosotros? Evidentemente que no , cada forma de vida percibe la realidad de una forma asombrosamente diferente , y las formas de percepcion que cada forma de vida tiene , son formas de percepcion que ha ido desarrollando en funcion de su adaptacion al medio ambiente ¿ podemos decir que el sistema de percepcion humano es superior a la percepcion de una libelula o de una simple hormiga o una araña? Realmente es dificil decirlo , las hormigas ya habitaban en nuestro planeta desde hace mas 250 millones de años , lo cual significa que las hormigas deben tener un sistema sensorial de percepcion de la realidad realmente muy bueno como para permitir una adaptacion a los sucesivos medios ambientes que han existido en este planeta . La percepcion

humana no significa que sea la mejor forma de percepcion de cuantas formas de percepcion existen en el reino animal o vegetal , las plantas viven en nuestro planeta desde hace mas de 250 millones de años y han resistido a todos los periodos interglaciares y a los procesos de glaciaciones , las plantas tambien tienen asi pues , un sistema de percepcion sensorial , como cambios de temperatura o mantenimiento de su masa , realmente importantes . Pensar que la percepcion humana es la mas importante de todo el reino animal o vegetal seria caer en el error del antopomorfismo propio del Renacimiento o de la ilustracion . La percepcion humana no es ni el mejor sistema de percepcion , ni es tampoco el sistema que menor error pueda tener en su captacion de la realidaed externa en la que el hombre se encuentra en constante interaccion ambiental . La percepcion que el hombre pueda tener de su entorno , es por tanto una percepcion que tambien se encuentra sujeto a una serie de pecualiaridades , en la cual el hombre se encuentra constantemente ante situaciones en las cuales , lo que percibe no es igual a lo que en realidad puede ser dicho objeto de percepcion , y la diferencia entre la percepcion que se tiene con respecto de lo que en realidad es dicho objeto que se pretende percibir , se podria catalogar como la base del error , en la medida que despues , cualquier creencia que el hombre pudiera tener dependera de la perceopcion , ya que normalmente la creencia se estructura en funcion de la forma con que percibamos algo , es decir , si algo lo percibimos de cierta forma normalmente tenderemos a tener una creencia sobre esa forma relativamente diferente según la hayamos percibido , la propia idea de divinidad , Dios , angeles , etc , son creencias que se estructuran en percepciones de orden social , la percepcion de un templo , la percepcion de rituales , la percepcion de los mitos y leyendas , etc , y en todas estas percepciones el error se podria definir como la distancia entre lo que nosotros percibimos o creemos con respecto de la propia realidad misma , es decir , el error no es la diferencia existente entre un diseño experimental sometido bajo control experimental con respecto de otro diseño experimental bajo ausencia de control experimental , ya que , al menos en mi opinion , el problema del error es en esencia el problema del grado en que nosotros podemos estimar como correctas nuestras percepciones de la realidad . El problema fundamental del error , es el problema sobre el grado de veracidad de la percepcion que tengamos de los registros que hayamos ido acumulando del medio ambiente . Si la una percepcion con su correspondiente interpretacion o creencia , guia nuestras acciones normalmente , es evidente que una percepcion erronea bajo una interpretacion erronea o una creencia erronea de esa realidad nos conducira invariablemente al error , y en este tipo de consideracion del error no existe ningun tipo de diseño de control experimntal que pueda permitir corregir ese error , ya que en esencia , incluso el propio diseño de error experimental es un diseño que se hace partiendo de nuestras creencias e interpretaciones sobre la realidad percibida . Si algun dia mis descubrimientos matematicos llegan a sentar las bases de una nueva metametica totalmente revolucionaria , y mis descubrimientos matematicos hagan frente a la teoria de Popper , me gustaria dejar sentada una

cuestion , de forma muy clara : la principal diferencia entre la teoria falsacionista de Popper , y mi teoria de Probabilidad Imposible , esta en la comprension del error , para Popper todo error es fruto de la ausencia de control experimental , pero en mi opinion , creer la ciencia debe estructurarse como sistema de someter a control sistematico el error como una forma de validacion de conocimientos cientificos es caer igualmente en un error , porque llegamos a un momento en el cual , detrás de muchos experimentos en donde se logra rechazar la hipotesis nula , y aceptar la hipotesis alterna , en virtud de que la varianza sistematica es superior a la varianza residual , en realidad lo unico que se hace es , bajo la apariencia de control del error y ofrecer conocimiento verdadero , en realidad lo unico que se construye no es conocimiento de la realidad , sino que lo unico que se construye son diseños experimentales de control de la realidad . La ciencia con la teoria de Popper se convierte en un conjunto de diseños de control de la realidad , la ciencia es unicamenete diseños para controlar . Yo lejos de compartir esta cosmovision de Popper , lejos de toda esta concepcion de la ciencia como un puñado de diseños de control , yo creo sinceramente que el problema del error lejos de suponer un problema de control , nos enfrenta realmente a uno de los problemas por antonomasia de la filosofia clasica , el problema del error es fundamentalmente el problema de hasta que punto podemos fiarnos de nuestra percepcion de la realidad , es decir , en mi opinion el problema del error es lo que ya Platon , basado en el Parmenidos comprendion como el problema de la caverna , nosotros , en el mundo empirico percibimso sombras constantemente , sombras en movimiento , mientras las ideas y el conocimiento real es un conocimiento de las ideas verdaderas que se encuentran , fenomenologicamente , detrás de dichas sombras en la caverna . Tal somo sostiene la teoria de Platon , que en esencia la teoria de Platon es la teoria de Socrates , el error viene cuando , nos dejamos guiar por las apariencias que pervibimos , y realizamos acciones concretas bajo la guia de la percepcion sensorial que tenemos de las sombras de la caverna en lugar de hacer un conocimiento verdadero con la dialectica . El error , en la teoria de Platon se produce cuando nos dejamos conducir por nuestra percepcion sensorial , es decir , la base de toda la filosofia de Platon y Socrates es que : nuestras percepciones nos conducen a error , y el camino de evitar del error es la dialectica , y la forma de acceder propeduticamente a la dialectica es con la geometria de Euclides , y en general , toda la estructura de la dialectica tiene una estructura matematica , de manera que la forma de poder avanzar en la ciencia , e impedir en lo posible el error , es mediante no dejarnos guiar nunca por nuestra percepcion , y avanzar en la matematica como forma de llegar a la esencia de las cosas y llegar al mundo de las ideas , donde nada es mutable , y todo es esterno para siempre . Yo personalmetne estoy deacuerdo en Platon en varios aspectos :

- A)Aspectios esenciales de la filosofia de Platon en la Probabilidad Imposible :

  - A.1) **La percepcion es la causa del error , toda forma de percepcion humana induce invariablemente al error , si el hombre se deja guiar por sus percepciones entonces el hombre comete un error grave . El conocimiento sensorial es un conocimiento erroneo de la realidad , la gensis del error esta en la percepcion , porque toda percepcion tiene incoporado un nivel de error invariablemente**

  - A.2) **La mejor forma de no caer en el error es con las matematicas , utilizando a la geometria euclidea como propedeutica a la dialectica , siendo la dialectica el conocimiento de las ideas . El conocimiento matematico de la realidad permite asi evitar error , porque el conocimiento matematico de la realidad impide que nos guiemos por nuestras percepciones . Las matematicas es el polo opuesto a la percepcion , porque las matematicas son el polo opuesto al error . El conocimiento realmente matematico es el conocimiento verdadero en esencia .**

- B) Aportaciones de Aristoteles a la filosofia de Platon

  - B.1) **Aristoteles como empirista reniega de la filosofia que Platon expuso , en donde , la piedra angular de toda la filosofia de Platon es colocar al error como consecuencia de nuestro conocimiento sensorial . Aristoteles reniega de Platon en la medida que Aristoteles como empirica si cree que el conocimiento sensorial es el conocimiento de verdad . Pero Aristoteles profundizar en la dialectica con las Tablas de la Verdad ¿ que son las Tablas de la Verdad? En resumen : las Tablas de la Verdad es la sistematizacion logico-matmatico de la forma con que ya Platon advirtio de que la forma de alcanzar la dialectica era a traves de las matematicas . A pesar de que Aristoteles como empirista discute a Platon en relacion al valor sensorial , en donde Aristoteles si da mucha importancia al conocimiento sensorial , en donde en mi opinion Aristoteles demostro ser realmente discipulo de Platon es en que , Aristoteles al exponer una sistematizacion matematica en las Tablas de la Verdad , Aristoteles sienta las bases matematicas de como llegar al conocimiento de la verdad , utilizando el metodo matematico de las Tablas de la Verdad ,es decir , en cierta forma , Aristoteles al construir las Tablas de la Verdad , Aristoteles si corrobora la idea de Platon de que la verdad unicamente se llega con las matematicas .**

  - B.2) **La teoria de Platon afirma taxativamente , que el mundo de las ideas se rige por las matematicas , es decir , para Platon toda la moral y la etica es en esencia una cuestion matematica , muchas de las ideas que August Comte , el Conde de**

Volney , Hobbes , y otros muchos filosofos han ido exponiendo en relacion a que : la moral y la etica son ciencias estrictamente matematicas ; en realidad , todos estos filosoficos , toman como base en esencia la idea de Platon , en donde ya para la filosofia de Platon cualquier cuestion etica o moral era una cuestion matematica , en donde para el estudio de la dialectica de la etica o la moral , según Platon , era imprescidible conocer la geometria de Euclides , y en este sentido , cuando el mismo Aristoteles afirma que : la virtud es un punto medio entre dos extremos ; si geometricamente trazamos un segmento en donde los extremos de dicho segmento se consideran como los extremos de la etica o de la moral , ya sea el extremo izquierdo la extrema izquierda , o el extremo derecho , la extrema derecha , es evidente , que el punto medio de ese segmento , que es igual a la diferencia , o suma , según se quiera partir desde el primer extremo o desde el origen en las coordenadas , entre el extremo segundo menos o mas el extremo primero dividido entre dos , ese punto medio seria igual a la virtud aristotelica ¿ que hizo Aristoteles al afirmar que la virtud era el pundo medio entre dos extremos? Aristoteles aplica la geometria Euclidea como base de la dialectica moral y de la dialectica etica , siendo el punto medio de la virtud aristotelica la piedra angular de la dialectica de Hegel en la dialectica de los contrarios como filosofia negativa , es decir Aristoteles construyo una teoria moral y etica fundandose en la geometria euclideana como propedeutica a la dialectica de los contrarios de Hegel ,Carlos Marx , Federico Nietzsche etc . Es decir , la Guerra Fria entre la Union Sovietica y EEUU en el siglo XX tiene como origen filosofico la dialectica de Platon , una dialectica fundada en las matematicas como conocimiendo del mundo de las ideas .

La filosofia de Platon ya toma como parte central de la discusion filosofica la cuestion del error , y muy especialmente el error en matematicas , cuando estudiamos la genesis del error en las operaciones matematicas debemos tener en cuenta que estamos estudiando la base fundamental de una gran parte de toda la filosofia que se ha venido desarrollando posteriormente de Platon , y en este sentido estimar , que el error es un simple problema de control experimental es realmente ingenuo , ya que , tal como demuestra Platon el problema del error es el problema de la percepcion humana , es el problema de hasta que punto nos podemos fiar de nuestras propias percepciones ante un mudno cambiante como es el mundo de las apariencias , ante el cual , la mejor forma de no caer en el error es logrando un conocimiento del mundo de las ideas a traves de la dialectica , una dialectica tambien moral y etica , en la cual el estudio de la propia moral y la propia etica se convierte en un estudio geometrico y matematico , ya que la mejor forma de no caer en el error es con el estudio de las matematicas y la geometria como la propedeutica a la dialectica de las ideas , el estudio de la moral y la etica es un estudio matematico y geometrico de cara afrontar el problema principal del conocimiento , el problema de la percepcion humana como genesis del error en nuestras vidas . Las ciencias morales y la etica son ciencias matematicas sometidas al error de la percepcion humana . La unica forma de impedir

el error en nuestra conducta moral o etica es mediante el estudio de las matematicas , cualquier intento de reforma moral o etica que no contemple como esencial la investigacion matematica , sera una reforma etica o moral que esatara sometida al error de la percepcion humana . Las matematicas son la unica posibilidad que el hombre tiene de algun dia evitar el error que nos produce la percepcion , y conducir a la humanidad a la reforma moral y la reforma etica por medio de la investigacion matematica . El fundamento de la moral y la etica esta en las matematicas , ya que si la maxima aspiracion moral o etica es impedir el tratamiento erroneo de la realidad , entonces la maxima aspiracion moral o etica se soluciona con la investigacion estrictamente matematica de la realidad que queremos tratar de forma correcta .Dentro de la teoria matematica de la Probabilidad Imposible que yo he descubierto , la aspiracion de Platon , de estructurar el problema del error como el problma de la percepcion humana , a resolver con las matematicas , para desarrollar una mejora en la conducta moral y etica de la humanidad , en la Probabilidad Imposible se resuelve a traves de lo mas probable , en donde :

- C) Forma con que la Probabilidad Imposible aborda la cuestion de la reforma moral a traves de las matematicas ante el problema del error de la percepcion humana : Platon y Socrates , dos fundamentos indudables , caros y distintos , de la Probabilidad Imposible .

  - C.1) El error es igual a la distancia entre la realidad percibida y la realidad ideal , el error es igual a la distancia entre la realidad y aparente y la realidad en teoria , es decir , el error es igual a la dsviacion que existe entre el modelo empirico obtenido del mundo de las apariencias , con respecto del modelo ideal en teorias del mundo de las ideas . El error es igual a la distancia o desviacion entre el modelo empirico percibido y el modelo ideal en teoria . Esta distancia o desviacion la podemos estudiar de varias formas :

    - C.1.1) Niveles de Sesgo entre el modelo empirico del mundo de las apariencias con respecto del modelo ideal en teoria del mundo de las ideas :

      - C.1.1.1) Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , estudiamos , en terminos propios de la filosofia de Platon , cual es , en terminos generales en toda la muestra , en terminos promedio , cual es la diferencia entre la forma con que son en principio percibidas las apariencias en el modelo empirico con respecto la forma con qe idealmente en teoria deberian ser en el mundo de las ideas en el modelo teorico . Nivel de Sesgo que en terminos generales en toda la muestra

hay entre el modelo empirico percibido y el modelo idealmente en teoria .

- C.1.1.2) Nivel de Sesgo de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica : la muestra se estudia como un sujeto en si mismo , en donde estudiamos cual es la diferencia que hay entre el modelo empirico percibido en el comportamiento de la muestra como sujeto , con respecto del modelo idealmente en teoria que deberia tener la muestra como sujeto unico en si mismo . La muestra en si misma es un sujeto , en el cual estudiamos el grado de diferencia entre su comportamiento empirico percibido con respecto del comportamiento que idealmente en teoria deberia tener . Es poner en contraste el modelo empirico y el modelo teorico , el mundo de las apariencias de la caverna con respecto al mundo de las ideas.

- C.1.2) Nivel de Similitud del modelo empirico del mundo de las apariencias con respecto del modelo ideal del mundo de las ideas .

  - C.1.2.1)Nivel de Similitud de la Puntuacion Logaritmica Promedio , en donde estudiamos cual es el nivel en el cual , el modelo empirico percibido dentro de las apariencias de la caverna , en terminos generales de la muestra observada , es decir en terminos promedio , generalmente , guardan alguna similitud con el modelo ideal del mundo de las ideas , en donde , a mayor proximidad a cero entonces el mundo de las apariencias, en terminos generales , percibido , en la muestra , es mas similar al mundo de las ideas .

  - C.1.2.2)Nivel de Similitud de la Puntuacion Logarimitca Mas Probable , en donde tomando a la muestra como sujeto mismo de investigacion cientifica , se intenta estudiar en que medida el modelo empirico percibido en dicho sujeto que es en conjunto la globalidad de la muestra , es similar al modelo ideal del mundo de las ideas , en donde a mayor aproxmacion a cero , entonces el mundo de las apariencias , de la muestra como sujeto empirico , percibido , mas similar al mundo de las ideas

- C.2) las matematicas como reforma moral o etica del sujeto muestral :

  - C.2.1) la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es igual a la proporcion empirica que existe entre el comportamiento empirico observado del sujeto u opcion , como logaritmo de la probabilidad empirica o codificacion en el primer factor del cociente , en funcion del comportamiento idealmente en teoria del sujeto ideal , como segundo factor del cociente en forma de lo

mas probable , el comportamiento de la muestra ideal , con signo negativo delante del parentesis del logaritmo del numero de sujetos u opciones , que es igual al logaritmo de la probabilidad teorica , siendo asi el logaritmo de la probabilidad en ausencia de sesgo en igualidad de oportunidad de ocurrencia de los sucesos . Es decir , la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es una proporcion empirica de cual es la proporcion que el sujeto empirico , percibido , de la muestra mantiene , en el mundo de las apariencias , en funcion de cual seria el comportamiento ideal de un sujeto ideal en el mundo de las ideas . Evidentemente , despues la Puntuacion Logaritmica Teorica seria igual a la unidad , siendo en si una proporcion ideal del comportamiento ideal en la muestra ideal , de donde se obtendrian los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud correspondientes .

Es decir , toda la teoria matematica que he estado elaborando es en suma , una puesta en practica de una concepcion del error , en donde el error no ser considera exclusivamente como ausencia de control experimental , en donde , en toda la teoria de Probabilidad Imposible se parte de la idea de que , el error es el resultado de la percepcion humana de apariencias , y que estas apariencias percibidas no se corresponden en realidad con lo que idealmente deberia ser el mundo en que hacemos estas percepciones de apariencias , y que por tanto , el error esta en dejarnos llevar por las apariencias . Dentro de un proceso de Aprendizaje Artificial es logico que , tambien se deba tener en cuenta esta realidad de la percepcion humana en la cual la percepcion de apariencias nos inducen al error , ya que , en el proceso que se desarrolla dentro de las dos etapas diferentes pero contiguas de Asimilacion e Integracion , el factor error debe ser tenido en cuenta , y el error de la percepcion humana a causa de las apariencias de la realidad empirica se pueden asi tener en consideracion , cuando se hace la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva , en donde , en el caso concreto del ultimo capitulo , estuve desarrollando la integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion Invertidas , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva , en donde estuve desarrollando los Nodos Superiores Integrados , los Nodos Intermedios Integrados , dejando para el presente capitulo , la integracion de los nodos inferiores , con el Metodo de Probabilidad Porcentual , un ejercicio que ahora mismo paso a comenzar :

1.1)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas con el Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las totales

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opxcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las totales y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene personal			
Labarse las manos	0,5656	(0,5656x100):1,136 = 49,788	**(49,788x0,9709):100 =** **0,4833**
Labarse la cara	0,8581	(0,8581x100):1,136 = 75,536	**(75,536x0,9709):100 =** **0,7333**

Correlacion Silvia con clima			
Amanezca por el este	1,0214	(1,0214x100):1,0068= 101,45	**(101,45x0,0058):100=** **0,0058**
Haya rocio en las plantas	0,9963	(0,9963x100):1,0068= 98,957	**(98,957x0,0058):100=** **0,0057**
Termometro marque 0º	0,9924	(0,9924x100):1,0068= 98,569	**(98,56x0,0058):100=** **0,0057**
Nubes por la mañana	1,0001	(1,0001x100):1,0068= 99,334	**(99,33x0,0058):100=** **0,0057**
Nubes por la tarde	0,9924	(0,9924x100):1,0068= 98,569	**(98,56x0,0058):100=** **0,0057**
Llueva	1,0001	(1,0001x100):1,0068= 99,334	**(99,33x0,0058):100=** **0,0057**

Llevar anorak	0,9949	(0,9949x100):1,006 8= 98,818	**(98.81x0,0058):100= 0,0057**
Rgar plantas	0,9949	(0,9949x100):1,006 8= 98,818	**(98.81x0,0058):100= 0,0057**
Usar paraguas	1,0025	(1,0025x100):1,006 8= 99,572	**(99,57x0,0058):100= 0,0057**
Encender la calefaccion	0,9968	(0,9968x100):1,006 8= 99,006	**(99,006x0,0058):100 = 0,0057**
Correr cortinas de par en par	1,0154	(1,0154x100):1,006 8= 100,85	**(100,85x0,0058):100 = 0,0058**
Llevar guantes	0,9968	(0,9968x100):1,006 8= 99,006	**(99,006x0,0058):100 = 0,0057**
Comportamientos etico morales			

Esperar semaforo en rojo	0,7483	(0,7483x100):1,2912= 57,95	**(57,95x1,1035):100=** **63,952**
Dar las gracias	0,4824	(0,4824x100):1,2912= 37,36	**(37,36x1,1035):100=** **0,4122**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,002= 93,502	**(93,502x1,2072):100=** **1,1287**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,002= 106,936	**(106,93x1,2072):100=** **1,2909**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,002= 93,502	**(93,502x1,2072):100=** **1,1287**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,002= 106,936	**(106,93x1,2072):100=** **1,2909**

Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,82x1,2072):100=** **1,205**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,82x1,2072):100=** **1,205**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,035 6= 74,266	**(74,266x1,2477):100 =** **0,9266**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,035 6= 102,877	**(102,87x1,2477):100 =** **1,2836**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,035 6= 88,171	**(88,171x1,2477):100 =** **1,1001**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0356= 96,562	**(96,562x1,2477):100 =** **1,2048**

Saluda conserje	1,4306	(1,4306x100):1,0356= 138,14	**(138,14x1,2477):100=** **1,7235**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,04= 63,548	**(63,548x1,253):100=** **0,7962**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,04= 122,894	**(122,89x1,253):100=** **1,5398**
No violencia	1,1609	(1,1609x100):1,04= 111,62	**(111,62x1,253):100=** **1,3986**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(1,0601x100):1,04= 101,93	**(101,93x1,253):100=** **1,2772**

1.2)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas con el Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las Relativas

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las relativas y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene personal			
Labarse las manos	0,5656	(0,5656x100):1,136 = 49,788	**(49,78x0,8525):100=** **0,4244**
Labarse la cara	0,8581	(0,8581x100):1,136 = 75,536	**(75,536x0,8525):100 =** **0,6439**

Correlacion Silvia con clima			
Amanezca por el este	1,0214	(1,0214x100):1,0068= 101,45	**(101,45x0,0051):100 =** **0,0051**
Haya rocio en las plantas	0,9963	(0,9963x100):1,0068= 98,957	**(98,95 x0,0051):100=** **0,005**
Termometro marque 0º	0,9924	(0,9924x100):1,0068= 98,569	**(98,596x0,0051):100 =** **0,005**
Nubes por la mañana	1,0001	(1,0001x100):1,0068= 99,334	**(99,334x0,0051):100 =** **0,005**
Nubes por la tarde	0,9924	(0,9924x100):1,0068= 98,569	**(98,596x0,0051):100 =** **0,005**
Llueva	1,0001	(1,0001x100):1,0068= 99,334	**(99,334x0,0051):100 =** **0,005**

Llevar anorak	0,9949	(0,9949x100):1,006 8= 98,818	**(98.81x0,0051):100= 0,005**
Rgar plantas	0,9949	(0,9949x100):1,006 8= 98,818	**(98.81x0,0051):100= 0,005**
Usar paraguas	1,0025	(1,0025x100):1,006 8= 99,572	**(99,57x0,0051):100= 0,005**
Encender la calefaccion	0,9968	(0,9968x100):1,006 8= 99,006	**(99,006x0,0051):100 = 0,005**
Correr cortinas de par en par	1,0154	(1,0154x100):1,006 8= 100,85	**(100,8x0,0051):100= 0,0051**
Llevar guantes	0,9968	(0,9968x100):1,006 8= 99,006	**(99,006x0,0051):100 = 0,005**
Comportamientos etico morales			

Esperar semaforo en rojo	0,7483	(0,7483x100):1,2912= 57,95	**(57,953x0,9689):100 =** **0,5615**
Dar las gracias	0,4824	(0,4824x100):1,2912 = 37,3605	**(37,36x0,9689):100=** **0,36198**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,002 = 93,502	**(93,502x1,0599):100 =** **0,991**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,002 = 106,936	**(106,93x1,0599):100 =** **1,1334**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,002 = 93,502	**(93,502x1,0599):100 =** **0,991**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,002 = 106,936	**(106,93x1,0599):100 =**

			1,1334
Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,82x1,0599):100=** **1,05799**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,82x1,0599):100=** **1,05799**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,035 6= 74,266	**(74,266x1,0955):100 =** **0,8135**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,035 6= 102,877	**(102,87x1,0955):100 =** **1,127**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,035 6= 88,171	**(88,171x1,0955):100 =** **0,9659**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0356= 96,562	**(96,562x1,0955):100 =** **1,0578**

Saluda conserje	1,4306	(1,4306x100):1,0356= 138,14	**(138,14x1,0955):100=** **1,5133**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,04= 63,548	**(63,54x1,1001):100=** **0,699**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,04= 122,894	**(122,89x1,1001):100=** **1,3519**
No violencia	1,1609	(1,1609x100):1,04= 111,62	**(111,62x1,1001):100=** **1,2279**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(1,0601x100):1,04= 101,93	**(101,9x1,1001):100=** **1,1213**

1.3) Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas con el Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las totales

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Mas Probable no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Mas Probale Integrada de las Totales y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene personal			
Labarse las manos	0,5656	(0,5656x100):1,092 = 51,794	**(51,79x1,0809):100=** **0,5598**
Labarse la cara	0,8581	(0,8581x100):1,092 = 78,58	**(78,58x1,0809):100=** **0,8493**
Correlacion Silvia con clima			

Amanezca por el este	1,0214	(1,0214x100):1,0027= 101,864	**(101,86x0,9925):100=** **1,011**
Haya rocio en las plantas	0,9963	(0,9963x100):1,0027= 99,361	**(99,36x0,9925):100=** **0,9861**
Termometro marque 0º	0,9924	(0,9924x100):1,0027= 98,972	**(98,972x0,9925):100=** **0,9823**
Nubes por la mañana	1,0001	(1,0001x100):1,0027= 99,74	**(99,74x0,9925):100=** **0,9899**
Nubes por la tarde	0,9924	(0,9924x100):1,0027= 98,972	**(98,972x0,9925):100=** **0,9823**
Llueva	1,0001	(1,0001x100):1,0027= 99,74	**(99,74x0,9925):100=** **0,9899**
Llevar anorak	0,9949	(0,9949x100):1,0027= 99,222	**(99,222x0,9925):100=** **0,9847**

Rgar plantas	0,9949	(0,9949x100):1,0027= 99,222	**(99,222x0,9925):100=** **0,9847**
Usar paraguas	1,0025	(1,0025x100):1,0027= 99,98	**(99,98x0,9925):100=** **0,9923**
Encender la calefaccion	0,9968	(0,9968x100):1,0027= 99,411	**(99,411x0,9925):100=** **0,9866**
Correr cortinas de par en par	1,0154	(1,0154 x100):1,0027= 101,266	**(101,26x0,9925):100=** **1,005**
Llevar guantes	0,9968	(0,9968x100):1,0027= 99,411	**(99,411x0,9925):100=** **0,9866**
Comportamientos etico morales			
Esperar semaforo en rojo	0,7483	(0,7483x100):1,1588= 64,575	**(64,575x1,147):100=** **0,7406**

Dar las gracias	0,4824	(0,4824x100):1,1588= 41,629	**(41,629x1,147):100=** **0,4774**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x1,0483):100=** **0,98068**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,98x1,0483):100=** **1,1215**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x1,0483):100=** **0,9806**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,98x1,0483):100=** **1,1215**
Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,0015=	**(99,87x1,0483):100=**

		99,87	**1,0469**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0483):100=** **1,0469**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,0217= 75,276	**(75,276x1,0694):100=** **0,805**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,0217= 104,27	**(104,27x1,0694):100=** **1,1151**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,0217= 89,3706	**(89,37x1,0694):100=** **0,8357**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0217= 97,876	**(97,876x1,0694):100=** **1,0466**
Saluda conserje	1,4306	(1,4306 x100):1,0217= 140,02	**(140,02x1,0694):100=** **1,4973**

Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,0282= 64,277	**(64,277x1,0762):100=** **0,6917**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,0282= 124,304	**(124,3x1,0762):100=** **1,3377**
No violencia	1,1609	(1,1609 x100):1,0282= 112,906	**(112,9x1,0762):100=** **1,215**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(x100):1,0282= 103,102	**(103,1x1,0762):100=** **1,1095**

1.4)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas con Metodo de Probabilidad Porcentual sobre Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las relativas

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Mas Probable no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Mas Probale Integrada de las Relativas y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene personal			
Labarse las manos	0,5656	(0,5656x100):1,092 = 51,794	**(51,794x1,045):100=** **0,5412**
Labarse la cara	0,8581	(0,8581x100):1,092 = 78,58	**(78,58x1,045):100=** **0,8211**

Correlacion Silvia con clima			
Amanezca por el este	1,0214	(1,0214x100):1,0027= 101,864	**(101,86x0,9595):100=** **0,9773**
Haya rocio en las plantas	0,9963	(0,9963x100):1,0027= 99,361	**(99,361x0,9595):100=** **0,9533**
Termometro marque 0º	0,9924	(0,9924x100):1,0027= 98,972	**(98,972x0,9595):100=** **0,9496**
Nubes por la mañana	1,0001	(1,0001x100):1,0027= 99,74	**(99,74x0,9595):100=** **0,957**
Nubes por la tarde	0,9924	(0,9924x100):1,0027= 98,972	**(98,972x0,9595):100=** **0,9496**
Llueva	1,0001	(1,0001x100):1,0027= 99,74	**(99,74x0,9595):100=** **0,957**

Llevar anorak	0,9949	(0,9949x100):1,0027= 99,222	**(99,222x0,9595):100 =** **0,952**
Rgar plantas	0,9949	(0,9949x100):1,0027= 99,222	**(99,222x0,9595):100 =** **0,952**
Usar paraguas	1,0025	(1,0025x100):1,0027= 99,98	**(99,98x0,9595):100=** **0,9593**
Encender la calefaccion	0,9968	(0,9968x100):1,0027= 99,411	**(99,411x0,9595):100 =** **0,9538**
Correr cortinas de par en par	1,0154	(1,0154 x100):1,0027= 101,266	**(101,26x0,9595):100 =** **0,9715**
Llevar guantes	0,9968	(0,9968x100):1,0027= 99,411	**(99,411x0,9595):100 =** **0,9538**
Comportamientos etico morales			

Esperar semaforo en rojo	0,7483	(0,7483x100):1,1588= 64,575	**(64,575x1,1088):100 =** **0,716**
Dar las gracias	0,4824	(0,4824x100):1,1588= 41,629	**(41,629x1,1088):100 =** **0,4615**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x1,0135):100 =** **0,9481**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,98x1,0135):100 =** **1,0843**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x1,0135):100 =** **0,9481**

Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,98x1,0135):100=** **1,0843**
Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0135):100=** **1,0121**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0135):100=** **1,0121**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,0217= 75,276	**(75,276x1,0339):100=** **0,7782**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,0217= 104,27	**(104,27x1,0339):100=** **1,078**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,0217= 89,3706	**(89,37x1,0339):100=** **0,924**

Saluda compañeras	1	(1x100):1,0217= 97,876	**(97,876x1,0339):100 =** **1,01194**
Saluda conserje	1,4306	(1,4306 x100):1,0217= 140,02	**(140,02x1,0339):100 =** **1,4476**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,0282= 64,277	**(64,277x1,0405):100 =** **0,6688**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,0282= 124,304	**(124,3x1,0405):100=** **1,2933**
No violencia	1,1609	(1,1609 x100):1,0282= 112,906	**(112,90x1,0405):100 =** **1,1747**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(x100):1,0282= 103,102	**(103,1x1,0405):100=** **1,0727**

Con stas Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas , ya bien sobre las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las totales como de las relativas , o ya bien sobre las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las totales como de las relativas , tendriamos una serie de parametros , en los cuales poder analizar las siguientes estimaciones :

1.5) Que mide cada forma de Nodo Inferior Integrado en la integracion de las asimilaciones selectivas en relacion a las estructuras previas selectivas

- 1.5.1) Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas sobre las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las totales , en este caso lo que se ha estimado es , cual sera la proporcion empirica que cada sujeto u opcion ha de tener , entendiendo proporcion empirica como aquella proporcion entre el comportamiento del sujeto u opcion (logaritmo de su propio comportamiento) entre el comportamiento ideal (lo mas probable) , según , la integracion de la Puntuacion Logaritmica de dicho sujeto u opcion se haga teniendo en cuento , primero , la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total Integrada , de la cual obtener la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de la Total , de la cual integrar la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , es decir , en este caso hemos llegado a conocer cual es la proporcion empirica que el sujeto u opcion deberia tener si la integracion se hiciera , teniendo como referente en el origen de la estructura piramidal , al promedio de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Totales , es decir , y a partir de ir descendiendo en la estructura piramidal , entonces , lo que hemos hecho sencillamente es conocer que proporcion empirica tendria dicho sujeto en funcion de la totalidad de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Totales sumadas y promediadas , es decir , en funcion de esta totalidad que proporcion empirica tendra el sujeto , en su proporcion propia entre su comportamiento individual en funcion del comportamiento ideal , una vez que se ha hecho la integracion matematica , de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Totales Integradas . En donde en este caso es la muestra total , en la estimacion realizada en las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Totales Integrades como vertice de la piramide , la muestra que en suma sera como muestra ideal , la muestra ideal de comportamiento ideal es la totalidad de las muestras en terminos generales promedio , y en funcion de la idealizacion de la totalidad sobre una serie de promedios generales , es sobre la funcion que se estima la proporcionalidad empirica , entre el comportamiento de cada sujeto u opcion integrada en funcion de dicha idealidad muestral total .

- 1.5.2) Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas sobre las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las relativas , en este caso lo que se ha estudiado , es lo siguiente , se ha estudiado que proporcion empirica de integracion tendra el sujeto u opcion cuando , la integracion se hace teniendo en cuenta cada muestra relativa , su propia Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada relativa , es decir , en la integracion de cual ha de ser la proporcion empirica , entre el comportamiento individual empirico en funcion del comportamiento ideal , que cada sujeto ha de tener , al integrarse su Puntuacion Logartimica de sujeto u opcion sobre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de la Relativa , la cual a su vez se obtuvo a partir de la integracion con respecto de la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Relativa Integrada , lo que aquí , finalmente , en la base de esta piramide de integracion obtenemos , es cual es la proporcion empirica que a nivel individual , cada sujeto u opcion tiene , entre su comportamiento empirico en funcion del comportamiento ideal , en base a la integracion relativa a la propia muestra . De forma que , aquí en este caso en particular lleganos a conocer , cual es la proporcion empirica de integracion que un sujeto u opcion tiene en base a su propia muestra relativa , cuando la propia muestra relativa se integra , en donde aaquípor tanto , la muestra ideal de comportamiento ideal , es la muestra relativa del sujeto u opcion en donde se encuentre su integracion matematica .En donde aquí por tanto el concepto de comportamiento ideal , en funcion del cual , despues , habra de hacerse , la proporcionalidad empirica de sujeto u opcion , tomando , su comportamiento individual en funcion del comportamiento ideal , en este caso en particular el concepto de comportamiento ideal dependera de la muestra relativa propiamente dicha , estimando en la integracion matematica de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , es decir , estimando en la proporcionalidad empirica que el sujeto u opcion tuviera antes de la integracion matematica , cual despues de formularse dicha integracion relativa , que nueva proporcion empirica integrada tendra dicho sujeto u opcion en funcion de que el comportamiento ideal sera la integracion de la muestra , en terminos generales , en terminos promedio , la idealizacion en este caso sera , el comporamiento promedio y general de la muestra , en virtud del cual , integrar la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , obteniendo la nueva proporcionalidad empirica , entre comportamiento individual en funcion del ideal , siendo el comportamiento ideal en este caso en particupar entonces , el propio comportamiento ideal promedio general de la muestra en el proceso de la integracion matematica .

- 1.5.3) Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada sobre la Puntuacion Logartimica Mas Probable Integrada de la total , en este caso en particular lo que se trata de estudiar es lo siguiente , en la misma medida que la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada es la integracion de cual seria la proporcionalidad empirica de las dos muestras integradas en si , en donde , la totalidad de las muestras se estima como la idealidad del comportamiento en teoria , es decir , aquí el modelo se trata de establecer sobre que , el modelo en teoria es la totalidad de las muestras , en el momento que se obtiene en funcion de esta idealizacion de la

totalidad de las muestras cual es la proporcionalidad empirica de cada muestra considerandose cada muestra como un sujeto en si mismo , en tonces , esta idealizacion de las muestras totales es una idealizacion de las muestras totales como si la totalidad de las muestras fuera un sujeto en si mismo , a partir del cual , se obtiene la proporcionalidad empirica de cada muestra como sujeto en si mismo , a partir de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Totales Itegradas , de donde despues obtener la integracion de los nodos intermedios , como Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las Totales , para despues de estos nodos intemedios , finalmente , obtener , cual es la proporcionalidad empirica que cada sujeto u opcion mantiene con respecto de su comportamiento individual en funcion de la idealizacion de las muestras en su totalidad como sujeto ideal , para obtener una proporcionalidad total empirica del sujeto de cual es la proporcion del comportamiento individual con respecto del comportamiento ideal total de las muestras como sujetos en si mismas . En donde asi , la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada sobre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Integrada de la total , es una proporcionalidad empirica del comportamiento individual de cada sujeto u opcion en funcion del comportamiento ideal de la totalidad de las muestras ideales .

- 1.5.4) Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada sobre las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las Relativas , en este caso en particular lo que se estudia propiamente dicho , es la forma con que la proporcionalidad empirica , de comportamiento individual del sujeto u opcion en funcion del comportamiento ideal de la muestra integrada entendiendo esta muestra como sujeto en si mismo , y en donde esta muestra integrada se ha obtenido igualmente , a partir de calcular primramente la estructura piramidal correspondiente , en donde , a partir del estudio inicial de la Puntuacion Logaritmica Mass Probable Relativa Integrada como vertice de la piramide , de la cual despues se obtiene la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Integrada de la relativa , y asi finalmente la obtenicion de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada sobre las Puntuaciones Logaritmcias Mas Probables Integradas de las Relativas , asi obtener la estimacion de la proporcionalidad empirica , entre el comportamiento empirico del sujeto en funcion del comportamiento ideal en la integracion muestral .

En resumen ¿ que he estado haciendo constantemente? Construir sistemas para la indagacion del estudio de proporcionalidad entre modelos empiricos en funcion de modelos teoricos en teoria , en donde a partir de estas proporcionalidades comprender el comportamiento empirico según el comportamiento ideal , en donde de este tipo de proporcion se podria derivar la comprension del error , en la forma de que , una vez que se han obtenido todas estas estimaciones , aunque no lo hare en este ensayo , se podrian obtener los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas , ya fuere en cualquiera de sus cuatro modalidades de integracion citadas , como tambien se podria calcular los Niveles de

Sesgo y los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas , tanto de las totales como de las relativas , y tambien se podria estudiar cuales serian los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las totales como de las relativas , o calcular los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Totales Integradas , Puntuaciones Logaritmicas Promedio Relativas Integradas , y Putuaciones Logaritmicas Mas Probables Totales Integradas como tambien de las Puntuaciones Logartimicas Mas Probab les Relativas Integradas . Estos calculos de calcular los Niveles de Sesgo y los Niveles de Similitud , de las citadas integraciones logaritmicas , quizas donde si las desarrolle y las analice con mas profundidad sea en el ensayo que sobre el origen del error tenia previsto realizar en el año 2004 , pero quizas lo adelante , y dicho ensayo pueda hacerlo incluso antes de terminar este mismo año 2003 . En cualquier caso , lo que me gustaria remarcar es que , considerar que el error es el enemigo de la ciencia , o que el error es unicamente causa de variables aleatorias , o creer que la ciencia se debe reducir a un sistema de control del error , es en mi opinion totalmente infundado , porque , en la filosofia clasica , el error es la genesis del conocimiento , y alli donde hay una fuente de error entonces debemos intentar descubrir una fuente de conocimiento inagotable para la ciencia , porque , en esencia , conocer cual es la fuente del error es conocer cual es nuestro problema en la percepcion de la realidad , ya que , el error es en esencia la diferencia entre lo que nosotros percibimos o creemos con respecto de la realidad autentica , y si a frecuentemente el hombre es incapaz de poder comprender la realidad autentica y verdadera en toda su dimension real , es porque , la percepcion humana de la realidad nos induce al error , porque la percepcion es como una venda en los ojos que nos impide ver la verdad autentica , y si el hombre no esta carente de errores , es porque la percepcion no es lo suficientemente perfecta como para no estar ausente de error , y por tanto conocer la fuente de los errores es conocer como nuestra percepcion se deja llevar por las apariencias , en lugar de investigar sobre la dialectica en el mundo de las ideas . En mi opinion , el principal problema del falsacionismo de Karl Popper es que ha convertido la ciencia en un sistema de control del error creyebndo que el error es causa de la suerte o elementos que operan aleatoriamente en nuestra contra , como aquel genio maligno que tanto acosaba a Descartes , cuando quizas precisamente como Descartes llego a concluir , si ese genio maligno nos engaña es porque esta insertado en nuestro sistema sensorial , porque el error en esencia no se encuentra en las variables aleatorias , y en lugar de creer que el error es consecuencia de la buena o mala suerte , deberiamos comprender que el error es nuestra propia percepcion de la realidad , y que no hay error sin percepcion como tampoco hay percepcion sin error , todo error es inherente a la percepcion de la realidad , es en definitiva , la discusion del error en matematica , la causa por la que Platon decidio que las matematicas era la unica forma de conocer que era la moral y la etica , porque , cualquier forma ideal

humana , y especialmente la moral y la etica , son formas tan abstractas que unicamente se logran conocer con la investigacion matematica .

ASIMILACION E INTEGRACION

(Capitulo 33)

Al parecer todos los dolores que sufria el pasado domingo 20 de abril no eran por culpa de la tortura , en realidad yo empece a sentir unos ***dolores realmente fuertes en la zona del timpano y la mandibula*** , y creia que se debia a un aumento de la tortura , ya que la region del oido esta muy cerca de las mandibulas , siendo este el motivo principal por el cual tuve que dejar de escribir Galaxia Astroecologia , al parecer el ya esta resuleto , me ha salido ***la muela del juicio*** , y al parecer los dolores que sufria el pasado domingo eran unicamente a cusa de la muela del juicio . No obstante , aunque finalmente haya comprobado que el motivo por el cual no pudo continuar mi ensayo de Galaxia Astroecologica no era la tortura , sino que unicamente me estaba saliendo la muela del juicio , a pesar de este incidente o anécdota , continuare con mi plan de , por el momento , suspender los ensayos de los fines de semana , hasta nuevo aviso , y continuar durante los fines de semana con mis investigaciones matematicas . Realmente estoy convencido de que mis descubrimientos matematicos son mas importantes que cualquier otra cosa que puede hacer ahora , asi que , lo mas correcto es que , cualquier otro ensayo (salvo Informe General del Nuevl Orden Mundial , que lo continuare según lo previsto , pues es un ensayo que surgio como consecuencia de unas circunstancias internacionales que es necesario denunciarlas , y dar nuestro absoluto apoyo incondicional a la Organización de Naciones Unidas , para que sea la Organización de Naciones Unidas quien asuma el mando en el control del proceso de normalizacion politica en XXX) que estuviuera haciendo , lo suspenda de momento , por lo cual , a pesar de que , todo lo ocurrido el pasaddo 20 de abril fue solo una pequeña confusion , a pesar de que no ocurrio nada grave , mantendre de momento suspendidos los ensayos de los fines de semana , es decir , durante mucho tiempo , quizas hasta el proximo mes de diciembre , todos los fines de semna tambien los dedicare a trabajar en mis investigaciones matematicas . A pesar de que lo que ha ocurrido el pasado domingo fue solo una confusion mia , creo que esta confusion me va a beneficiar mucho ya que ahora tendre mas tiempo para hacer lo que realmente , a

mi , me va a convertir , en una de las figuras cientificas mas importantes de este nuevo milenio y este nuevo siglo , mis investigaciones matematicas . De esta forma , mis trabajos se estructuraran de la siguiente forma : todos los dias por las mañanas , sean dias normales o festivos , todos los dias continuare con mis investigaciones matematicas , (hasta que no crea que haya dado por explicado los elementos mas importantes y empiece dde nuevo con mi ensayo de Galaxia Astroecologica , y de experimentacion espacial los sabados) , y los jueves por la tarde continuare con Informe General del Nuevo Ordden Mundial , hacia una normalizacion politica XXX internacional .

A pesar de la tortura que estoy sufriendo , a pesar dde que muchas de mis actitudes ante los problemas globales quizas tengan una cierta polemica , o no este exenta dde controversia muchas de las cosas que he hecho en los ultimos años desde el martes 13 de enero de 1997 , a pesar de cuantos errores he podido comter en mi vida , dado que como ser humano , mi comportamiento no es siempre todo lo justificable que me gustaria , a pesar de todos mis defectos humanos , me gustaria que en caso de que yo muriera , la comunidad internacional no permita que mis descubrimientos matematicos se olviden , realmente que , creo que mis descubrimientos matematicos son lo suficientemente importante como para que la comunidad internacional vigile la seguridad de todos mis descubrimientos matematicos , a fin de que , aun en el caso de que yo muera y mis descubrimientos matematicos nunca se publicaran , la comuniddad internacional vigile la seguridad de mis descubrimientos matematicos para que algun dia pudieran disfrutar del reconocimiento internacional , y sean la piedra angular del avance de la ciencia . Me sentiria profundamente honrado si las agencias espaciales mundiales NASA , ESA , NASDA , participasen activamente en la proteccion de mis descubrimientos matematicos , ya que , perderian una gran oportunidad si yo me muero y mis descubrimientos matematicos no se publicaran , para avanzar en la investigacion cientifica . Algun dia , la NASA , ESA , NASDA , de impedir que mis descubrimientos matematicos se olviden , asi tendra una serie de descubrimietos matematicos que les seran de gran utilidad en sus investigaciones cientificas . Tambien , quisiera mencionar , que , en una gran parte de lo que he lllegado a ser , se debe a la ayuda que recibi de la cadena de television XXX de Atlanta , y que quizas sin la ayuda de la XXX de Atlanta las cosas hubieran sido muy diferentes , quisiera que algun dia tambien se reconociera la labor que la cadena de television XXX hizo en ayudarme, y realmente , seria para mi un honor , que la cadena de television XXX tambien participara en proteger mis descubrimientos matematicos .

1º) Integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertida , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva .

La toria logaritmica de la Probabilidad Imposible , se encuentra constuida , de forma que , permite conocer , de forma exacta y objetiva , las relaciones de proporcionalidad empirica , que un sujeto u opcion , un en general una muestra en terminos promedio , como en terminos de comprender la muestra como un sujeto en si mismo , mantiene entre , su comportamiento individual empirico en funcion del comportamiento ideal , lo cual , en esencia , es una suerte de proporcionalidad entre , lo aparentemente observado en funcion de lo idealmente en teoria critico , de manera que , cuando se hace una aplicación matematica de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , en ultima instancia , lo que se pone en escena , es una teoria matematica con estrechas vinculaciones con la teoria filosofica idealista de Platon , en la cual , la ciencia , es el resultado manifiesto de contrastar lo observado empiricamente con respecto lo que en teoria idealmente ha de ser la idea , o conjunto de ideas , sobre el elemento , o conjuntos de elementos , observados , sobre la realidad empirica , a traves d los sistemas de toma de observaciones o registros , que la ciencia haya ido creando , hacia dicho fin , de recabar informaciones del objeto a investigar en el diseño de investigacion cientifica . En este sentido , asi pues lo que cabe destacar , es que el diseño de investigacion cientifica no se estructura de forma que , el diseño de investigacion cientifica se termine reduciendo a una parte , el control posible de las variables aleatorias , que es en donde frecuentemente suele derivar las aplicaciones del falsacionismo de Popper . En la filosofia del racionalismo critico , que una vez que el Circulo de Viena entra en crisis , y Popper , quizas con una idea original de Wittgenstein elabora lo que vino en llmarse falsacionismo , es decir , la imposibilidad de poder formar un criterio que pueda enmarcar en un enunciado explicito , que clase de afirmacion cientifica en base sobre una observacion tiene o no tiene significado empirico , llevo a Popper que , si el problema esta en que cualquier nunciado de criterio de significacion empirica inevitablemente conduce a error en la ciencia , quizas , el problema , no se encuentra en la creacion de sistemas de validacion cientifica en funcion de la demostracion de veridicidad , sino que el problema esta en demostrar que es falso y que no es falso , y considerar , lo que no se ha demostrado como falso como un conocimiento rovisional de la realidad hasta que , ya bien cuando tengamos la tecnologia suficiente , o la originalidad cientifica como para crear un diseño de demostracion de falsedad , aquello que ahora no se ha demostrado falso algun dia se pueda demostrar falso , en uns sucesion de experimentos cientificos orientados hacia la demostracion de la falsedad de las observaciones empiricas , en la medida que es imposible llegar a un criterio standard en virtud del cual se conceda , a una observacion o conjunto de observaciones , el privilegio conceptual o categoria semantica , de ser una proposicion empirica verdadera . Sin embargo , toda esta estructuracion cientifica que Popper termino haciendo , en el momento en que el Circulo de Viena entra en crisis

, Wittgenstein ya empezo a reformular su teoria hacia el Segunda Wittgenstein ,tal como lo llamaba Russel , y en donde Wittgenstein empezo a realizar un absurdo relativismo linguistico , de colocar el lenguaje poetico y metaforico al mismo nivel quo el matematico , en una clara replicacion filosofica de la filosofia de Nietzsche , en nada menos que el genial Wisttgenstein , aquel arquitecto que puso la primera piedra de la logica matematica filosofica del siglo XX , en el cual Wittgenstein de forma desconcertante , al menos para mi , tras la crisis de Viena , empezo a afirmar que cualquier lenguaje es igualmente util para conocer la realidad , solo que quizas las matematicas es el mas digno de ser usado en la investigacion cientifica , cuando el Circulo de Viena empieza a derivar hacia proposiciones linguisticas mas propias de una filosofia vitalista como Nietzsche , es cuando Popper expone la teoria del falsacionismo convirtiendo la ciencia finalmente , en un conjunto de sistemas de control del error matematico en el diseño de investigacion del objeto a estudiar . La idea de Karl Popper , expuesta en el falsacionismo , ha convertido la totalidad de la ciencia en la reduccion a una de sus partes , el control del error en la investigacion cientifica , y , en estos momentos , la ciencia , se estructura mas como un conjunto de diseños de control del error mas que en diseños de conocimiento real de la realidad observada , ya que en el mismo instante que el criterio de signifcacion empirica resulto ser carente de sentido , en la medida que el Circulo de Viena fue incapaz de elaborarlo en su totalidad , del fracaso en la creacion del criterio de significacion empirica a la creacion del falsacionismo de Popper , y el relativismo linguistico del Segundo Wittgenstein , la ciencia se ha encontrado absolutamente desamparada en su concepcion sobre que es el conocimiento verdedero de la realidad objetiva . La consecuencia de los sucesivos fracasos que se encontro el Circulo de Viena en la formalizacion de las matematicas como estructura base de la ciencia , ha derivado hacia una concepcion de la ciencia actualmente , en la cual , el valor observado como tal se comprende de manera que : los registros observados tienen significado en la ciencia contemporanea en la medida que se haya creado un sistema de control en las variables aleatorias , para que el registro observado se encuentre fuera del alcance de cualquier tipo de variable aleatoria , es decir , el dato empirico observado se convierte en proposicion cientifica , linguisticamente , siempre que , dicho dato se haya observado bajo condiciones de absoluto control de las variables que pudieran afectar al desenvolvimiento normal de la variable a estudiar . La observacion empirica de esta forma es objeto de ser analizada como una observacion cientifica , siempre que , dicha observacion conduzca a conclusiones cientificas en las cuales se puede descartar absolutamente siempre la incidencia de cualquier variable aleatoria que pudiera conducir a error , de forma que , lo observado tiene categoria de proposicion cientifica cuando , dicha osbervacion se hace en condiciones de absoluto control sobre las variables en que dicha observacion se realiza . Es decir : la ausencia de criterio de significacion empirica implica que la unica forma de verificar un conocimiento como cientifico , es decir , como no metafisico , es decir , un conocimiento que realmente se

refiere sobre algun aspecto de la realidad a estudiar , entendiendo la realidad como aquel ente material que de forma inmediata se expone a nuestros organos sensoriales sin tener ninguna implicacion metafisica o transcendental , es decir , una vision de la realidad en la cual no hay lugar para explicaciones en terminos de Inmanuelle Kant , o en terminos de Federico Nietzsche , hace que cualquier concepcion de dato empirico observado se establezca unicamente sobre la base de ausencia de error en su realizacion cientifica . Si no se tienen los medios cientificos adecuados para demostrar que observacion tiene realmente un significado empirico , entonces , la unica forma de poder tener un minimo de confianza en la observacion cientifica sobre la variable o conjunto de variables a estudiar es que , muy bien , quizas sea cierto que realmente no sabemos que significado que un dato tenga valor empirico , pero nos conformamos con que unicamente dicho dato cientifico no tenga error , y en la medida que no tenga error se utiliza dicho dato cientifico obtenido de la osbervacion , expuesto en una proposicion lingüística , como un dato observacional empirico en el cual podr validar o refutar toerias cientificas . En resumen ¿por qué la lucha incansable de Popper se establece en la base de , reducir la totalidad de la ciencia a una de sus partes , el control del error en la investigacion cientifica concreta? Porque Popper no logra resolver el problema principal , y el problema principal no es otro que el problema de saber que proposicion lingüística tiene un significado empirico , y que proposicion empirica tiene un significado metafisico , al no haber sido posible la identificacion del criterio cientifico , en funcion del cual , poder , en base a la aplicación estricta de dicho criterio cientifico , saber automaticamente , que clase de proposicion lignuistica tiene valo significado empirico , y que clase de proposicion lingüística tiene significado metafisico , al no haber sido posible finalmente que el Circulo de Viena hiciera este criterio de diferenciacion lingüística entre que es lo empiricamente cientifico , y que es lo transcendetalmente metyafisico , es porque lo que finalmente , la unica forma posible que la ciencia ha tenido para poder hacer una distincion artificial entre empirismo y metafisica , es mediante controlar el error , en donde , una proposicion lingüística que haya sido posible realizarla sobre la base de un diseño de experimentacion cientifica con un diseño de control del error , entonces , dicha proposicion lingusitica es verdadera , o al menos no hemos demostrado que sea falsa , e igualmente , al contrario , pos supuesto , toda proposicion lingüística que no se haya formalizado en un contexto de investigacion en base a un diseño de control del error , es por tanto una proposicion lingüística no controlada y por tanto manifiestamente metafisico ¿ a donde nos conduce laimposibilidad de elaboracion del criterio cientifico que , siendo capaz , de delimitar las proposiciones empiricas de las metafisicas , pudiera ofrecer un marco general de investigacion cientifica en el cual , conocer automaticamente que es empirico , o que es metafisico? Esta imposibilidad de encontrar dicho criterio linguistico de verificacion empirica de las observaciones , en funcion del cual poder claramente de forma distinta diferenciar entre lo empirico y lo metafisico , llevo a que , finalmente la teoria de Karl Popper lo que propone es lo

siguiente : para Karl Popper todo lo es falso es metafisico y es rechazable , y todo lo que no es falso es empirico y es verdadero , la ciencia se estructura sobre proposiciones empiricas y verdaderas , mientras que la metafisica se estructura sobre proposiciones metafisicas y falsa , en donde , en el falsacionismo de Popper se llega ala conclusion de que todo lo falso es metafisica , y todo lo verdadero es empirico , ahora bien ¿ donde esta el problema? El problema es evidente , el problema esta en que la ciencia todavia no ha sido capaz de saber que es empirico y que es metafisico , ya que , unicamente tenemos una ligera idea de que significa lo empirico , o que significa lo metafisico , pero en realidad , la ciencia no ha logrado de momento sintetizar el criterio linguistico en funcion del cual de forma clara y distinta pudieramos decir de forma totalmente sin paliativos , que clase de proposicion lingüística tiene valor empirico , y que clase de proposicion lingusitica tiene un valor metafisico , de forma que ante esta imposibilidad , para Popper la cuestion finalmente se reduce a la siguiente forma operacional de la verdad cientifica : en el falsacionismo de Popper finalmente la investigacion cientifica se resuelve del siguiente modo , toda afirmacion cientifica en donde haya sido posible controlar el error es una afirmacion cientifica empirica y verdadera , y en aquellas afirmaciones cientificas en donde no haya sido posible controlar el error es una afirmacion cientifica metafisica y falsa , ya que , todo lo que conduce a error es metafisica ¿ pero entonces , en la teoria de Popper , quien es el culpable del error? En el falsacionismo de Popper , como en todo el Circulo de Viena , el error es una variable dependiente del factor metafisico en la investigacion cientifica ¿ que es el factor metafisico?El concepto de transncendencia . La unica forma de lograr conocimiento cientifico empirico y verdadero , es mediante hacer una construccion eoritica en la ciencia , en la cual , se niege todo lo metafisico y todo lo falso de la realidad , es decir , la teoria de Popper parte de que la unica ciencia posible , es aquella ciencia en donde se haya negado cualquier forma de transcendencia posible sobre esa realidad , evidentemente , detrás de esta vision de la ciencia , y del error , lo que hay , es una idea filosofica muy evidente : la ciencia es lo contrario a la metafisica , es decir , aunque Karl Popper sea definido en los manuales de texto como un filosofo racionalista critico , la base positivista de August Comte queda de relieve en toda la cosmovision del falsacionismo . La base filosofica que hay detrás del falsacionismo , es una base filosofica que surge en el siglo XIX , Comte fue el fundador de la sociologia moderna , y fue un colaborador de Saint Simon en las continuas revoluciones francesas , la filosofia de Saint Simon y en cierta forma la filosofia de Comte , dieron lugar a un sin fin de filosofias que , unidas con la filosofia de Hegel y Shopenhauer , y con el caldo de cultivo de Inmanuelle Kant , Rousseau , etc ,precedidos de Descartes , Hume , Hobbes , Locke , dieron lugar a que el siglo XIX fuera un siglo en donde se produjo una gran diversidad de corrientes filosoficas , que , en una Europa en donde la imprenta se esta lo suficientemente extendida , facilitaba que cualquier filosofo con algun manuscrito minimamente interesante y revolucionario , en poco tiempo , sus ideas se expandieran en Europa como la polvora . Es decir , el esquema filosofico en el cual hoy en dia estan

trabajando equipos de investigacion de todo el planeta utilizando el contraste de hipotesis , como forma estadistica de obtencion de conocimiento srtandar util para el progreso de la ciencia , es en suma , un esquema cientifico que , en la medida que considera toda la metafisica como falsa (aceptacion de hipotesis nula) ya que todo lo metafisico conduce a error , y considera que la ciencia empirica es la unica salvaguarda (rechazo de hipotesis nula) , ya de por si este planteamiento en que se elabora la investigacion cientifica pone de relieve el verdadero origen de la cosmovision revolucionaria que tiene esta forma de interpretar la ciencia , una ciencia , la de Popper que se remonta a la esperanza cientifica que Saint Simon tenia mientras realizaba la Revolucion Francesa, y en esencia , si comparamos las ideas de Popper , sobre el concepto de metafisica , con las ideas de Comte y Saint Simon , realmente la diferencia es nula . Ahora bien , este concepto de la ciencia , en donde la ciencia finalmente se reduce al control del error como criterio de significado empirico , en donde , en todo diseño en donde se haya logrado el control del error es un diseño con significado empirico , y en todo diseño en donde no se haya logrado el control del error dara lugar a proposiciones metafisicas , finalmente lo que propone es una critica radical al idealismo de Platon , en la medida que la critica radical que el Circulo de Viena hace a la metafisica , es en ultimo lugar una critica al mundo de las ideas de Platon , y es tambien en ultimo lugar una critica a la idea de Platon acerca de las matematicas . En la medida que toda proposicion lingüística , en la cosmovision del Circulo de Viena , que no tenga significado empirico , es decir , que no se ha controlado adecuadamente el error en su formulacion , es una proposicion metafisica , en esta idea central del Circulo de Viena y del falsacionismo de Popper , lo que se afirma es que , toda proposicion con un minimo de error es una proposicion metafisica . Esta idea central en toda la cosmovision del Circulo de Viena lo que hace es por tanto hacer recaer en la metafisica el origen del error . Es decir toda aquella informacion que no provenga de los organos sensoriales es una informacion metafisica y transcendetal y por tanto erronea , en el Circulo de Viena lo que se viene criticar es que , cuando se hacen afirmaciones cuya informacion de contenido no se ha obtenido por organos sensoriales de obtencion de informacion empirica , dicha afirmacion es metafisica y falsa . Ahora bien , si este esquema filosofico del Circulo de Viena en donde se afirma que todo error es a causa de la metafisica , ya que el error surge en aquella afirmacion , cuya informacion de contenido no se ha logrado a traves de los organos sensoriales , si este esquema filosofico se contrasta con el esquema de Platon lo que encontramos es que , precisamente el error de la afirmacion liguistica en realidad , no se encuentra en dicha superestructura ideal , sino que el error esta en la propia percepcion empirica y no en la metafisica o transcendencia de la realidad .En resumen , nos encontramos ante el dilema filosofico por antonomasia :**¿el conocimiento humano es sensorial o no es sensorial? ¿ el origen del error esta en nuestras percepciones , o en aquellas ideas no fundadas en datos empiricos?**

- A) Las escuelas filosoficas empiristas o materialistas , herederas de Aristoteles , tenderan a afirmar que la unica fuente de informacion verdadera la proporcionan los organos sensoriales al realizar la integracion sensorial , la unica fuente de conocimiento es la percepcion sensorial , en donde , cualquier afirmacion lingüística que no sea relativa a informaciones obtenidas mediante la percepcion , seran afirmaciones linguisticas erroneas , es decir , metafisicas , es decir , trancendentales , en la medida que la transcendencia metafisica es la causa del error en la ciencia .

- B) Las escuelas filosoficas idealistas , herederas de Platon , tenderan a afirmar que la unica fuente de informacion verdadera es el analisis de las ideas , y el analisis de las ideas es un analisis matematico y geometrico , en donde , las ideas se relacionan dialecticamente a traves de las matematicas y la geometria , por tanto , las afirmaciones linguisticas verdaderas son aquellas que se derivan del analisis matematico de las ideas . En este caso , el error se produce cuando nos dejamos llevar por las apariencias , y el error es producto de nuestra percepcion empirica de la realidad , dado que la percepcion nos engaña frecuentemente , por ejemplo , el genio maligno de Rene Descartes , o de Don Quijote de la Mancha .

La Probabilidad Imposible es una teoria matematica que nacio en mi “Critica a la estadistica contemporanea” como una critica a Popper , y por tanto , una critica al Circulo de Viena , y por tanto , ya de entrada , toda la teoria matematica que empece a elaborar en Probabilidad Imposible en la primavera del año 2001 , es una teoria matematica que parte de una critica radical a Popper y las influencias que Popper tuviera en la elaboracion del falsacionismo . En este sentido , es completamente logico , y absolutamente coherente , que la Probabilidad Imposible , se encuentre , por ejemplo en la definicion de que es la Puntuacion Logaritmica , en terminos matematicos mas proximos a la teoria de Platon que a la teoria de Aristoteles en muchos aspectos (aunque en otros aspectos como en la teoria del Punto Medio Total la incidencia de Aristoteles es grande) , especialmente , como acabo de afirmar , Platon esta presente en toda la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , la impregnacion de elementos platonicos es total , realmente nunca me propuse hace en esencia una teoria matematica de raices platonicas , pero , como es logico , la critica a la teoria de Popper ha terminado por conducirme a una teoria matematica de profundas raices platonicas , y en general , no es del todo descabellado poder catalogar como neo-platonica a muchas de las afirmaciones , esenciales que dentro de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible se establecen como fundamento logaritmico de las matematicas venideras . Cuando muchos institutos de investigacion cientificas internacionales , como por ejemplo en las agencias espaciales mundiales como la NASA , ESA , NASDA , o en agencias en vias de desarrollo como el ISRO , o en las agencias espaciales de Indonesia o Egipto , utilizan el cotraste de hipotesis

falsacionista para validad o falsear proposiciones linguisticas , en esencia , hoy en dia , internacionalmente , la ciencia se fundamenta en al creencia de que , la metafisica transncendetal es la causa del error en la ciencia , y que la mejor forma de impedir la incidencia metafisica transcendetal es mediante controlar el error impidiendo la incidencia de variables aleatorias , porque , hoy en dia la ciencia moderna despues de Popper esta convencida de que la metafisica transcendente se encuentra presente en las variables aleatorias , es decir , la buena suerte o la mala suerte es causa de la metafisica , y la buena suerte o la mala suerte se controla con el diseño de control experimental , a fin de impedir la incidencia de variables aleatorias metafisicas transncendetales que impidan el desarrollo de la labor cientifica . Esta vision de la ciencia que acabo de describir , hoy en dia , se encuentra ya instalada en todos los institutos de investigacion cientifica internacional con la utilizacion del falsacionismo de Popper , pero en mi opinion este modelo de investigacion cientifica no esta carente de error , porque este modelo de investigacion cientifica parte de la hipotesis de que el error es causa de la metafisica transcendntal , cuando en mi opinion , y en opinion de otros filosofos como Platon o Descartes , el error no esta en la metafisica sino en dejarnos llevar por las percepciones sensoriales . En las teorias filosoficas que han surgido posteriormente a Platon , en esencia , el error se origina en dejarnos guiar por las impresiones que los elementos han podido provocar en nuestros organos sensoriales dejandonos una percepcion de la realidad determinada , en donde , dicha percepciones siempre esta sesgada , porque , desde Platon a Descartes , los organos sensoriales perceptivos tienen el defecto de sesgar siempre la realidad , y nunca podemos fiarnos de nuestros orgganos sensoriales , porque la percepcion sensorial invariablemente siempre de forma constante esta sesgada . La filosofia idealista de Platon parte de la tesis de que , la informacion perceptiva es informacion sesgada , y dejarnos llevar por el sesgo de la percepcion es igual a dejarnos conducir hacia el error al cual los organos sensoriales nos conducen . La Probabilidad Imposible estudia el sesgo de la percepcion a traves del Nivel de Sesgo , y el Nivel de Similitud , y ademas , la Probabilidad Imposible es capaz de poder establecer , a partir de los sesgos entre sujetos u opciones , entre las similitudes entre sujetos u oopciones , correlaciones , ya sean Correlacion Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion , o Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion , en los cuales estudiar el comportamiento de los sujetos u opciones de forma totalmente logica y matematica , tal como explique en su dia , fundandome en la logica aristotelica . Si la percepcion conduce a error , el error al cual nos conduce la percepcion debe ser un error estudiado en el diseño cientifico , en donde el error en suma se convierte en un objeto de investigacion , ya que el error es la fuente del conocimiento , en la medida que , si la percepcion conduce a error , y el error es aquello que no conocemos , entonces de aquí se dervia lo siguiente

- C) En la Probabilidad Imposible : el error es igual a aquella parte de la realidad que desconocemos , y es el desconocimiento lo que nos conduce a error , es decir , el error surge de nuestra ignorancia , en donde si no conocemos esta parte de la realidad , siendo la ignorancia sobre dicha parte de la realidad lo que nos conduce a error , es porque nuestra capacidad de percepcion sensorial es limitada , porque el hombre es un ser limitado carente de percepcion total , luego el hombre es un ser sensorialmente imperfecto y limitado , ya que la capacidad sensorial perceptiva humana esta limitada , y la percepcion sensorial del hombre no puede conocer la realidad en su totalidad al no tener una organización sensorial perceptiva perfecta , de lo cual se deriva , que el hombre intenta superar sus limitaciones sensoriales por medio del desarrollo de la inteligencia , y la inteligencia la desarrollamos con las matematicas , la inteligencia se desarrolla por medio de aprndizaje de informacion ambiental procesada , asimismo , a traves de dos etapas , Asimilacion e Integracion , en donde la informacion aprendida mejora nuestra capacidad de toma de decisiones , y dentro de nuestras limitaciones , permite aumentar y mejorar nuestra capacidad de decisiones . Las limitaciones sensoriales del hombre impiden conocer la globalidad total de lo real , y al no poder conocer la globalidad total de lo real a causa de la impercecion sensorial humana hay partes de la realidad que desconocemos , y en dichas partes que desconocemos de la realidad es en donde anida nuestra ignorancia causante del error , en la adaptacion al medio ambiente el hombre debe reducir el error para poder sobrevivir en la selección natural ambiental y conducirse al éxito , y la forma de reducir el error es mediante las matematicas . Mediante las matematicas , el hombre , a partir de informaciones sensoriales , es decir , el hombre a partir de las informaciones sensoriales perceptivas , limitadas e imperfectas , el hombre es capaz de hacer intuiciones de la evolucion de fenomenos naturales , y a partir de las informaciones sensoriales perceptivas , limitadas e imperfectas , el hombre es capaz de procesar dichas informaciones en las dos etapas de Asimilacion e Integracion, para suplir sus limitaciones por medio de la mejora del aprendizaje y la toma de decisiones . El mecanismo por el cual el hombre tiende a suplir sus limitaciones sensoriales perceptivas imperfectas erroneas , es por medio de que el hombre es capaz de por medio del aprendizaje y por medio de la toma de decisiones de forma inteligente , el hombre aumentando su inteligencia , con la inteligencia el hombre logra adaptarse mejor al medio ambiente , de forma que la inteligencia logra suplir en lo posible los defectos de sus limitaciones sensoriales perceptivas erroneas . El hombre es un mamifero con una gran capacidad de adaptacion ambiental , porque el hombre con la inteligencia logra asi neutralizar los defectos de sus limitaciones sensoriales de percepciones erroneas . La forma con la cual el hombre neutraliza los errores de sus percepciones , mediante que el hombre con la inteligencia y las matematicas logra neutralizar el error de la percepcion sensorial , y a traves de la inteligencia y las matematicas el hombre al menos intentar conocer incluso aquellos aspectos de la realidad que su limitada percepcion humana la impiden conocer , y conociendo el hombre de forma matematica aquellos aspectos de la realidad que la perceopcion limitada le impide conocer , asi el hombre reduce su ignorancia sobre la realidad , y asimismo , en la misma medida que el hombre reduce su ignorancia sobre la realidad asimismo el hombre reduce el nivel de error en sus decisiones ., y a mayor conocimiento matematico de la realidad entonces

mejor adaptacion del hombre al medio ambiente , y a mayor conocimiento matematico entonces mayor éxito del hombre en su vida individual y en su historia como especie .

Evidentemente , la raiz neo-platonica de lo que acabo de escribir , es realmente asombrosa : la percepcion conduce a error , y la unica forma de evitar el error de las percepciones , es por medio de la investigacion matematica para alcanzar el mundo de las ideas , y escapar al mundo de las sombras aparentes . Toda la formulacion filosofica que hay en lo que ahora mismo acabo de escribir , si algun dia se compara con libros de Platon como La Republica , se podra percibir , que lo que ahora mismo acabo de escribir , y lo que ya antes de Cristo escribio Platon en La Republica , sobre como el hombre aumenta en conocimiento escapando el mundo de las sobras aparentes para subir al mundo de las ideas , por medio de la matematica y la geometria como propedeutica hacia la dialectica de las ideas , es exactamente lo mismo , pero escrito en etapàs historicas diferentes , aunque , hay cosas que nunca cambian y tanto Platon como yo vivimos tambien bajo la represion de nuestros respectivos gobiernos . Ahora que ya he explicado cual es el fundamento filosofico de toda la Probabilidad Imposible , se podra ahora comprender de forma mucho mas objetiva , cual es la idea central de Asimilacion e Integracion : el aprendizaje matematica que fomente la creacion de capacidades desicionales mucho mas seguras como una forma de evitar el error al que nos conducen las percepciones empiricas , en donde si la inteligencia humana se estructura de forma que con las matematicas evitamos caer en el error de nuestras percepciones , entonces tambien , este tipo de formulacion logica de la utilidad matematica en detrimento del error sensorial , tiene tambien un gran valor filosofico y matematico en la creacion de Inteligencia Artificial y la creacion de Afectividad Artificial , por medio de la investigacion matematica , supone en toda regla , investigar la forma en que las ideas se relacionan de forma dialectica en matematicas , para asi poder crear sistemas matematicos para Afectividad Artificial e Inteligencia Artificial , y por tanto , en el caso concreto de la etapa de la integracion , una de las formas con que la integracion se puede realizar , es en la modalidad no selectiva , y mas concretamente , la integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , teniendo en cuenta las Probabilidades Empiricas de Correlacion Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion Invertidas , en realcion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva .

1.1)Integracion de nodos superiores

1.1.1)Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio EmpiricaTotal
Muestra asimilaciones	1,1426
Muestra previa	1,0258
Sumatorio	2,1684
Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada **Promedio del sumatorio**	**2,1684 : 2 = 1,0842**

1.1.2) Puntuacion Logaritmica Promedio Relativa Integrada

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica
Muestra de asimilaciones	
Aseo e higiene	1,136
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0007
Comportamiento etico-moral	1,2912

Muestra previa	
Yolanda se viste guapa	1,002
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0356
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,04
Sumatorio	6,5055
Puntuacion Logaritmica Pormedio Relativa Integrada **Promedio del Sumatorio**	**6,5055 : 5 =1,3011**

1.1.3)Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total
Muestra de asimilaciones	1,0731
Muestra previa	1,0154
Sumatorio	2,0885
Logaritmo del sumatorio	Log(10)2,0885=0,3198

Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada **Logaritmo del sumatorio dividido entre logaritmo de dos (log(10)2)=0,301**	**0,3198 : 0,301 = 1,0625**

1.1.4)Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica
Muestra asimilaciones	
Aseo e higiene	1,092
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0002
Comportamiento etico-moral	1,1588
Muestra previa	
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0217
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282

Sumatorio	6,3024
Logaritmo de sumatorio	Log(10)6,3024=0,7995
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada **Logaritmo de sumatorio dividido entre el logaritmo del numero de sujetos u opciones** **Log(10)6=0,7781**	**0,7995 : 0,7781 = 1,0275**

1.2) Integracion de nodos intermedios

1.2.1) Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las totales

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: porcentaje de Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica con respecto Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total no intetrada	**Puntuacion Logaritmica Promdio Empirica Integrada de las Totales** **Porcentaje de nodo intermedio no integrado multiplicado por la Puntuacion Logritmica Promedio Empirica Tortal Intgrada y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			

Aseo e higiene	1,136	(1,136x100):1,1426 = 99,422	**(99,422x1,0842):100 =** **1,0779**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0007	(1,0007x100):1,1426= 87,5809	**(87,58x1,0842):100=** **0,9495**
Comportamiento eticomoral	1,2912	(1,2912x100):1,1426= 113,005	**(113.0 x1,0842):100=** **1,2252**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002	(1,002x100):1,0258 = 97,67	**(97,67x1,0842):100=** **1,0589**
Yolanda saluda ala cudir a trabajar	1,0356	(1,0356x100):1,0258= 100,95	**(100,95x1,0842):100 =** **1,0944**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,04	(1,04x100):1,0258= 101,38	**(101,38x1,0842):100 =** **1,0991**

1.2.2) Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las relativas

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: porcentaje de Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica con respecto Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total no intetrada	**Puntuacion Logaritmica Promdio Empirica Integrada de las Relativas** **Porcentaje de nodo intermedio no integrado multiplicado por la Puntuacion Logritmica Promedio Empirica Relativa Integrada y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene	1,136	(1,136x100):1,1426 = 99,422	**(99,422x1,3011):100 =** **1,2935**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0007	(1,0007x100):1,1426= 87,5809	**(87,58x1,3011):100=** **1,1395**

Comportamiento eticomoral	1,2912	(1,2912x100):1,1426= 113,005	**(113,0x1,3011):100=** **1,4703**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002	(1,002x100):1,0258= 97,67	**(97,67x1,3011):100=** **1,2707**
Yolanda saluda ala cudir a trabajar	1,0356	(1,0356x100):1,0258= 100,95	**(100,95x1,3011):100=** **1,3134**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,04	(1,04x100):1,0258= 101,38	**(101,38x1,3011):100=** **1,319**

1.2.3) Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las totales

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica multiplicada por 100 y dividida entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total no integrada	**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Integrada de la total** **Porcentaje de nodo intermedio no intgrado multiplicado por la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada , y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene	1,092	(1,092x100):1,0731 = 101,761	**(101,76x1,0625):100 =** **1,0812**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0002	(1,0002x100):1,0731= 93,206	**(93,206x1,0625):100 =** **0,9903**

Comportamiento eticomoral	1,1588	(1,1588x100):1,0731= 107,98	**(107,98x1,0625):100 =** **1,1473**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015	(1,0015x100):1,0154= 98,631	**(98,631x1,0625):100 =** **1,0479**
Yolanda saluda ala cudir a trabajar	1,0217	(1,0217x100):1,0154= 100,62	**(100,62x1,0625):100 =** **1,069**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282	(1,0282x100):1,0154= 101,26	**(101,26x1,0625):100 =** **1,0758**

1.2.4) Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las relativas

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica multiplicada por 100 y dividida entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total no integrada	**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Integrada de la relativa** **Porcentaje de nodo intermedio no intgrado multiplicado por la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada , y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene	1,092	(1,092x100):1,0731 = 101,761	**(101,76x1,0275):100 =** **1,0455**
Correlacion comportamiento Silvia con clima	1,0002	(1,0002x100):1,0731= 93,206	**(93,206x1,0275):100 =** **0,9576**

Comportamiento eticomoral	1,1588	(1,1588x100):1,0731= 107,98	**(107,98x1,0275):100 =** **1,1094**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015	(1,0015x100):1,0154= 98,631	**(98,631x1,0275):100 =** **1,0134**
Yolanda saluda ala cudir a trabajar	1,0217	(1,0217x100):1,0154= 100,62	**(100,62x1,0275):100 =** **1,0338**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282	(1,0282x100):1,0154= 101,26	**(101,26x1,0275):100 =** **1,0404**

Ç

1.3)Integracion de nodos inferiores

1.3.1) Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las totales

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las totalesy dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene personal			
Labarse las manos	0,5656	(0,5656x100):1,136 = 49,788	**(49,788x1,0779):100 =** **0,5366**

Labarse la cara	0,8581	(0,8581x100):1,136 = 75,536	**(75,536x1,0779):100 =** **0,8142**
Correlacion Silvia con clima			
Amanezca por el este	1,0413	(1,0413x100):1,000 7= 104,057	**(104,0x0,9495):100=** **0,98802**
Haya rocio en las plantas	0,9892	(0,9892x100):1,000 7= 98,8508	**(98,840x0,9495):100 =** **0,9385**
Termometro marque 0º	0,9795	(0,9795x100):1,000 7= 97,881	**(97,881x0,9495):100 =** **0,9293**
Nubes por la mañana	1,0079	(1,0079x100):1,000 7= 100,71	**(100,71x0,9495):100 =** **0,9563**
Nubes por la tarde	0,9795	(0,9795x100):1,000 7= 97,881	**(97,881x0,9495):100 =** **0,9293**

Llueva	1,0079	(1,0079x100):1,0007= 100,71	**(100,71x0,9495):100=** **0,9563**
Llevar anorak	0,9863	(0,9863x100):1,0007= 98,561	**(98,561x0,9495):100=** **0,9358**
Rgar plantas	0,9863	(0,9863x100):1,0007= 98,561	**(98,561x0,9495):100=** **0,9358**
Usar paraguas	1,0159	(1,0159x100):1,0007= 101,518	**(101,51x0,9495):100=** **0,9639**
Encender la calefaccion	0,9911	(0,9911x100):1,0007= 99,04	**(99,04x0,9495):100=** **0,94039**
Correr cortinas de par en par	1,0328	(1,0328x100):1,0007= 103,207	**(103,20x0,9495):100=** **0,9799**
Llevar guantes	0,9911	(0,9911x100):1,0007=	**(99,04x0,9495):100=**

		99,04	**0,94039**
Comportamientos etico morales			
Esperar semaforo en rojo	0,7483	(0,7483x100):1,2912= 58,728	**(58,72x1,2252):100=** **0,7195**
Dar las gracias	0,4824	(0,4824x100):1,2912= 37,3605	**(37,360x1,2252):100=** **0,4577**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,002= 93,502	**(93,502x1,0589):100=** **0,99009**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,002= 106,936	**(106,93x1,0589):100=** **1,1323**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,002= 93,502	**(93,502x1,0589):100=** **0,99009**

Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,002 = 106,936	**(106,93x1,0589):100 =** **1,1322**
Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,82x1,0589):100=** **1,0569**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,82x1,0589):100=** **1,0569**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,035 6= 74,266	**(74,266x1,0944):100 =** **0,8127**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,035 6= 102,877	**(102,87x1,0944):100 =** **1,1258**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,035 6= 88,171	**(88,171x1,0944):100 =** **0,9649**

Saluda compañeras	1	(1x100):1,0356= 96,562	**(96,562x1,0944):100 =** **1,0567**
Saluda conserje	1,4306	(1,4306x100):1,0356= 138,14	**(138,14x1,0944):100 =** **1,5118**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,04= 63,548	**(63,548x1,0991):100 =** **0,6984**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,04= 122,894	**(122,89x1,0991):100 =** **1,3507**
No violencia	1,1609	(1,1609x100):1,04= 111,62	**(111,62x1,0991):100 =** **1,2268**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(1,0601x100):1,04= 101,93	**(101.93x1,0991):100 =**

			1,1203

1.3.2)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las relativas

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las relativas y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene personal			
Labarse las manos	0,5656	(0,5656x100):1,136 = 49,788	**(49,788x1,2935):100 =** **0,644**
Labarse la cara	0,8581	(0,8581x100):1,136 =	**(75,536x1,2935):100 =**

		75,536	**0,97705**
Correlacion Silvia con clima			
Amanezca por el este	1,0413	(1,0413x100):1,0007= 104,057	**(104,05x1,1395):100=** **1,1857**
Haya rocio en las plantas	0,9892	(0,9892x100):1,0007= 98,8508	**(98,85x1,1395):100=** **1,1264**
Termometro marque 0º	0,9795	(0,9795x100):1,0007= 97,881	**(97,88x1,1395):100=** **1,1153**
Nubes por la mañana	1,0079	(1,0079x100):1,0007= 100,71	**(100,71x1,1395):100=** **1,1475**
Nubes por la tarde	0,9795	(0,9795x100):1,0007= 97,881	**(97,88x1,1395):100=** **1,1153**
Llueva	1,0079	(1,0079x100):1,0007= 100,71	**(100,71x1,1395):100=**

			1,1475
Llevar anorak	0,9863	(0,9863x100):1,0007= 98,561	**(98,56x1,1395):100=** **1,1231**
Rgar plantas	0,9863	(0,9863x100):1,0007= 98,561	**(98,56x1,1395):100=** **1,1231**
Usar paraguas	1,0159	(1,0159x100):1,0007= 101,518	**(101,51x1,1395):100=** **1,1567**
Encender la calefaccion	0,9911	(0,9911x100):1,0007= 99,04	**(99,04x1,1395):100=** **1,1285**
Correr cortinas de par en par	1,0328	(1,0328x100):1,0007= 103,207	**(103,20x1,1395):100=** **1,17604**
Llevar guantes	0,9911	(0,9911x100):1,0007= 99,04	**(99,04x1,1395):100=** **1,1285**
Comportamientos etico morales			

Esperar semaforo en rojo	0,7483	(0,7483x100):1,2912= 58,728	**(58,72x1,4703):100=** **0,8634**
Dar las gracias	0,4824	(0,4824x100):1,2912= 37,3605	**(37,36x1,4703):100=** **0,5493**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,002= 93,502	**(93,502x1,2707):100=** **1,1881**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,002= 106,936	**(106,93x1,2707):100=** **1,3587**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,002= 93,502	**(93,502x1,2707):100=** **1,1881**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,002= 106,936	**(106,93x1,2707):100=** **1,3587**

Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,82x1,2707):100=** **1,2684**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,82x1,2707):100=** **1,2684**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,035 6= 74,266	**(74,266x1,3134):100 =** **0,9754**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,035 6= 102,877	**(102,87x1,3134):100 =** **1,351**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,035 6= 88,171	**(88,171x1,3134):100 =** **1,158**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0356= 96,562	**(96,562x1,3134):100 =**

			1,2682
Saluda conserje	1,4306	(1,4306x100):1,0356= 138,14	**(138,1x1,3134):100=** **1,8143**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,04= 63,548	**(63,548x1,319):100=** **0,8381**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,04= 122,894	**(122,89x1,319):100=** **1,6209**
No violencia	1,1609	(1,1609x100):1,04= 111,62	**(111,62x1,319):100=** **1,4722**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(1,0601x100):1,04= 101,93	**(101,93x1,319):100=** **1,3444**

1.3.3)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las totales

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Mas Probable no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Mas Probale Integrada de las Totales y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene personal			
Labarse las manos	0,5656	(0,5656x100):1,092 = 51,794	**(51,794x1,0812):100 =** **0,5599**
Labarse la cara	0,8581	(0,8581x100):1,092 = 78,58	**(78,58x1,0812):100=** **0,8496**

Correlacion Silvia con clima			
Amanezca por el este	1,0413	(1,0413x100):1,0002= 104,109	**(104,1x0,9903):100=** **1,0309**
Haya rocio en las plantas	0,9892	(0,9892x100):1,0002= 98,9	**(98,9x0,9903):100=** **0,9794**
Termometro marque 0º	0,9795	(0,9795x100):1,0002= 97,9304	**(97,93x0,9903):100=** **0,9698**
Nubes por la mañana	1,0079	(1,0079x100):1,0002= 100,76	**(100,76x0,9903):100=** **0,9979**
Nubes por la tarde	0,9795	(0,9795x100):1,0002= 97,9304	**(97,93x0,9903):100=** **0,9698**
Llueva	1,0079	(1,0079x100):1,0002= 100,76	**(100,76x0,9903):100=** **0,9979**

Llevar anorak	0,9863	(0,9863x100):1,0002= 98,6102	**(98,61x0,9903):100=** **0,9765**
Rgar plantas	0,9863	(0,9863x100):1,0002= 98,6102	**(98,61x0,9903):100=** **0,9765**
Usar paraguas	1,0159	(1,0159x100):1,0002= 101,56	**(101,56x0,9903):100=** **1,0058**
Encender la calefaccion	0,9911	(0,9911x100):1,0002= 99,0901	**(99,09x0,9903):100=** **0,9812**
Correr cortinas de par en par	1,0328	(1,0328x100):1,0002= 103,25	**(103,25x0,9903):100=** **1,0225**
Llevar guantes	0,9911	(0,9911x100):1,0002= 99,0901	**(99,09x0,9903):100=** **0,9812**
Comportamientos etico morales			
Esperar semaforo en rojo	0,7483	(0,7483x100):1,1588=	**(64,57 x1,1473):100=**

		64,575	**0,7408**
Dar las gracias	0,4824	(0,4824x100):1,1588= 41,629	**(41,629x1,1473):100 =** **0,4776**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,594x1,0479):100 =** **0,9802**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,98x1,0479):100 =** **1,1211**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,594x1,0479):100 =** **0,9802**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(93,594x1,0479):100 =** **0,9802**

Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0479):100=** **1,0467**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0479):100=** **1,0467**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,0217= 75,276	**(75,276x1,069):100=** **0,8047**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,0217= 104,27	**(104,27x1,069):100=** **1,1146**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,0217= 89,3706	**(89,3706x1,069):100=** **0,9553**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0217= 97,876	**(97,876x1,069):100=** **1,0462**
Saluda conserje	1,4306	(1,4306 x100):1,0217=	**(140,02x1,069):100=**

		140,02	**1,4968**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,0282= 64,277	**(64,277x1,0758):100=** **0,6914**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,0282= 124,304	**(124,3x1,0758):100=** **1,3372**
No violencia	1,1609	(1,1609 x100):1,0282= 112,906	**(112,9x1,0758):100=** **1,2146**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(x100):1,0282= 103,102	**(103,10x1,0758):100=** **1,1091**

1.3.4)Putuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integrads de las relativas

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Mas Probable no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Mas Probale Integrada de las relativas y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aseo e higiene personal			
Labarse las manos	0,5656	(0,5656x100):1,092 = 51,794	**(51,79x1,0455):100=** **0,5415**
Labarse la cara	0,8581	(0,8581x100):1,092 = 78,58	**(x1,0455):100=** **0,8215**
Correlacion Silvia con clima			

Amanezca por el este	1,0413	(1,0413x100):1,0002= 104,109	**(104,1x0,9576):100=** **0,9969**
Haya rocio en las plantas	0,9892	(0,9892x100):1,0002= 98,9	**(98,9x0,9576):100=** **0,9470**
Termometro marque 0º	0,9795	(0,9795x100):1,0002= 97,9304	**(97,930x0,9576):100=** **0,9377**
Nubes por la mañana	1,0079	(1,0079x100):1,0002= 100,76	**(100,76x0,9576):100=** **0,9648**
Nubes por la tarde	0,9795	(0,9795x100):1,0002= 97,9304	**(97,930x0,9576):100=** **0,9377**
Llueva	1,0079	(1,0079x100):1,0002= 100,76	**(100,76x0,9576):100=** **0,9648**
Llevar anorak	0,9863	(0,9863x100):1,0002=	**(98,61x0,9576):100=**

		98,6102	**0,9442**
Rgar plantas	0,9863	(0,9863x100):1,0002= 98,6102	**(98,61x0,9576):100=** **0,9442**
Usar paraguas	1,0159	(1,0159x100):1,0002= 101,56	**(101,56x0,9576):100=** **0,9725**
Encender la calefaccion	0,9911	(0,9911x100):1,0002= 99,0901	**(99,090x0,9576):100=** **0,9488**
Correr cortinas de par en par	1,0328	(1,0328x100):1,0002= 103,25	**(103,25x0,9576):100=** **0,9887**
Llevar guantes	0,9911	(0,9911x100):1,0002= 99,0901	**(99,090x0,9576):100=** **0,9488**
Comportamientos etico morales			
Esperar semaforo en rojo	0,7483	(0,7483x100):1,1588= 64,575	**(64,575x1,1094):100=**

			0,7163
Dar las gracias	0,4824	(0,4824x100):1,1588= 41,629	**(41,629x1,1094):100=** **0,4618**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x1,0134):100=** **0,948**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,98x1,0134):100=** **1,0842**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x1,0134):100=** **0,948**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,98x1,0134):100=** **1,0842**

Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0134):100=** **1,012**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0134):100=** **1,012**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,0217= 75,276	**(75,276x1,0338):100=** **0,7782**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,0217= 104,27	**(104,27x1,0338):100=** **1,0779**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,0217= 89,3706	**(89,37x1,0338):100=** **0,9239**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0217= 97,876	**(97,87x1,0338):100=** **1,0118**

Saluda conserje	1,4306	(1,4306 x100):1,0217= 140,02	**(140,0 x1,0338):100=** **1,447**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,0282= 64,277	**(64,277x1,0404):100=** **0,6687**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,0282= 124,304	**(124,3x1,0404):100=** **1,2932**
No violencia	1,1609	(1,1609 x100):1,0282= 112,906	**(112,9x1,0404):100=** **1,1746**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(x100):1,0282= 103,102	**(103,1x1,0404):100=** **1,072**

La teoria logaritmica , insertada , dentro de lo que es el conjunto de la teoria de la Probabilidad Imposible , en la cual se asumen una serie de problemas conceptuales de la filosofia clasica , y de la evolucion que despues a lo largo de la historia de la filosofia , ha ido dando forma , a la comprension moderna de la ciencia y de la vida , asi como a la configuracion de una serie de conocimientos , de cara a la obtencion definitiva , de una ciencia total , que pueda ser explicativa , de la totalidad fenomenologica de la realidad , entendida la realidad como una totalidad global de eventos , sucesos , objetos , que se deben de investigar , en la mas absoluta rigurosidad cientifica , para asi obtener un conocimiento isomorfico de la realidad , dentro de este conjunto conceptual , en donde , la Probabilidad Imposible se inscribe , en la cual , se aprecia un tansfondo filosofico determinante sobre la estructura matematica , que se estructura sobre formulaciones matematicas , en las cuales , una formulacion depende de otras formulaciones previas , y la construccion matematica demuestra una gran versatilidad , en la cual , la Probabilidad Imposible , unca asume una unica forma de poder formular un valor matematico , sino que parte de la necesidad de crear una matematica abierta , una matematica flexible , una matematica atenga a las necesidades reales de la investigacion cientifica moderna , en esta dimension prqactica y flexibile de la matematica como una ciencia abierta a cualquier tipo de posibilidades , ulteriores en la formulacion y en la interpretacion , es en donde lentamente , desde mi primera obra matematica mas o menos bien fundamentada , mi “ Critica a la estadistica contemporanea he ido dando forma , a una teoria matematica , cuyas ventajas y posibilidades de investigacion futura , son tan importantes , que , afirmar que , mis descubrimientos matematicos dentro de la Probabilidad Imposible , algun dia pueden sentar las bases de la matematica del siglo XXI , y que mis descubrimientos matematicos pueden sentar las bases de la matematica del tercer milenio despues de Cristo , es afirmar una declaracion formal de futuro , que quizas , es cierto , que a muchas personas les pueda resultar un tanto extravagante , que alguien sea capaz de hacer este tipo de declaraciones , ya que podrian interpretarse como un cierto deficit de modestia , pero , mas alla de la modestia , la Probabilidad Imposible demuestra que es capaz de formular una revolucion matematica , tanto en la forma de realizar las propias formulaciones matematicas , como en la interpretacion de estas formulaciones matematicas , siendo en esencia una teoria , la Probabilidad Imposible que se fundamenta sobre unos postulados filosoficos muy claros y bien difrenciados , y siendo la Probabilidad Imposible a partir de esa postura filosofica , una teoria matematica que demuestra matematicamente el fundamento matematico de la postura filosofica de la cual se inicia su desarrollo teorico , en el plano , de la probabilidad , en el plano de la teoria logaritmica , y en el plano , por supuesto , de la geometria . En este sentido , la integracion en la modalidad selectiva de asimilaciones y de estructuras previas , se

puede convertir , en un proceso con una doble finalidad , ya que , las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion al integrarse , en cualquier a de sus formas aquí explicadas , como tambien explicadas en el capitulo anterior , son unas Puntauciones Logaritmicas que pueden cumplir tanto la funcion principal de demostrar que sujeto u opcion es mas probable , si a partir de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion , ahora mismo integradas , se quisiera hacer , ya bien individualmente con cada muestra , ya sea a nivel de muestra de sujetos u opciones , o en las muestras entendido como , muestra de asimilacion o muestra previa , o a nivel de la globalidad total de todo el conjunto , un estudio de que sujetos u opciones , en funcion de , en cada forma realizada de integracion de las Puntuacions Logaritmicas de sujeto u opcion , calcular , la respectiva Desviacion Mas Probable , a partir de la cual , someter a contraste , y en cada forma de integracion realizada la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion aquí expuesta , detallar , cuales de aquellas Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion son inferiores a la Desviacion Mas Probable , en la forma en que se ha decidido estudiar , si en funcion de las muestras de sujeto u opcion , si en funcion de muestra de asimilaciones o muestra previa , o en funcion de tomar toda la totalidad en su globalidad como una unica muestra , para , aquellas Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas , en cualquiera de las formas de integracion analizadas , en funcion del contraste de la Desviacion Mas Probable que se quisiera obtener según el interes que se tuviera en la investigacion cientifica , detallar asimismo , que sujetos u opciones son mas probables , en funcion de que , su Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada es inferior a la Desviacion Mas Provbable calculada , en la medida que , normalmente , son aquellos sujetos u opciones mas probables los que mas interesa aprender en el proceso por el cual , un sistema artificial dotado de Inteligencia rtificial y Afectividad Artificial , aprendiendo mas facilmente aquellos elementos mas probables , dicho sistema artificial estara mas preparado para afrontar cualquier circunstancia medio ambiental en la cual tomar una opcion en su decision , y la mejor forma de adaptarse al medio ambiente por medio de la toma de decisiones , sea la adaptacion ambiental tomando decisiones en funcion de que opciones son mas probables en el medio ambiente para adaptarse , o que tipo de decisiones mas probablemente toma el conjunto social de la masa social del medio ambiente social en que el sistema artificial se encuentra , en funcion de que , si el eéxitodepende de adaptarse a la ley natural en el medio ambiente natural , o el éxito depende de adaptarse a las leyes sociales en los medios ambientes sociales , este tipo de leyes que regulan normalmente los elementos mas probables , sean mas facilmente aprendidos en funcion de conocer que elementos son los mas probables , en un medio ambiente natural o social para asi implementar una mejora cuantiativa y cualitativa de las capacidades de adaptacion , a los medios ambientes naturales y sociales , y fomentar el éxito en la decision matematica . De igual forma tambien es importante reseñalar que , ademas de que la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada puede asi permitir una integracion en terminos muy selectivos , para implementar

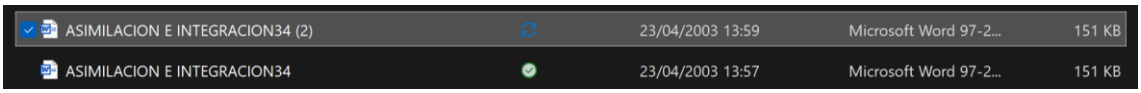
mejoras y fomento en el desarrollo de capacidades de adaptacion ambiental , es igualmente necesario comprender que la base teorica de la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion con respecto de la Puntuacion Logaritmica Teorica , o la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica con respecto de la Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica con respecto de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , es que , este tipo de formulaciones matematicas permiten asi estimar las diferencias o similitudes , según Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud , o incluso estudiar a partir de las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Sesgo , o las Correlaciones Promedio de Sesgo Minimo de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud , o en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcionde los Niveles de Sesgo , o en las Correlaciones Promedio de Similitud de Sujeto u Opcion de los Niveles de Similitud , en cualquiera de estas formas correlacionales , como en cualquiera de las formas de Niveles de Sesgo o Niveles de Similitud , que se quisieran realizar en base a dar cobertura a algun objetivo fundamental de la investigacion cientifica moderna , en todas estas investigaciones posibles , en el marco , por supusto , de la Probabilidad Imposible , siempre , lo que estamos haciendo es poner en relacion , el modelo empirico en funcion o con respecto o en relacion al modelo teorico , en donde el modelo empirico es obtenido según nuestras osbervaciones , las cuales pueden estar sujetas a error , porque , si podemos decir que nuestra galaxia unicamente tiene un sol , que es el sol que esta en el centro de la galaxia , y que todos los planetas giran en torno de este sol , en principio esta afirmacion que creemos que es verdadera , no sabemos a ciencia cierta si en realidad los sentidos nos engañan , porque quizas , en otras dimensiones que nosotros no somos capaces de percibir , existan , en nuestra misma galaxia , otros soles , o a lo mejor en nuestra misma galaxia , en otras dimensiones paralelas existan elementos que nosotros no podemos pervibir en torno a los cuales tambien se producen alteraciones en el movimiento de traslacion de los planetas de nuestra galaxia , y por tanto , si , a partir de los datos empiricos que obtenemos de nuestros orgganos sensoriales decimos que nuestra galaxia solo tiene un sol quizas nos estemos dejando engañar por nuestros sentidos sensoriales , porque quizas hay datos que escapan a nuestro sistema de percepcion humano que no somos capaces de conocerlos , y por tanto , al decir que nuestra galaxia tiene un solo sol nos estamos dejando engañar por la informacion sensorial eprceptiva que nos llega , ya bien a traves de la vista al mirar el cielo y ver el sol , o nos dejamos engañar por la vista cuando miramos a traves de un telescopio orbital y unicamente observamos una unica estrella central , nuestro sol , o quizas cuando decimos que unicamente el sol es la cuausa del movimiento de traslacion de los planetas , quizas nos dejamos engañar por los sentidos , porque en otras dimensiones que nuestros organos sensoriales de percepcion no pueden observar nada , quizas hayan otros elementos que tambien participan en el proceso ciclico estacional del movimiento de traslacion de toda la galaxia . Es decir , todo dato empirico siempre tiene un nivel minimo aunque sea de

error , y dejarnos llevar por nuestros organos sensoriales unicamente puede inducirnos a error , y una forma de conocer el grado de error que nuestras sensaciones perceptivas invariablemente siempre tienen consigo , es por medio de una teoria matematica como es mi teoria matematica de Probabilidad Imposible , y mas en concreto en la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , en donde siempre , absolutamente siempre , tengamos un sistema de contrastar nuestros datos empiricos obtenidos del conocimieto sensorial eprceptivo en funcion del modelo teorico idealmente , es decir , la forma de impedir que nos dejemos engañar por nuestras percepciones es que siempre , y absolutamente siempre , tengamos un sistema con el cual poder siempre tener una forma de contrastar el nivel de desviacion existente entre el modelo empirico y el modelo teorico , es decir , un sistema con el cual estudiar la medida de error en nuestras observaciones perceptivas en funcion de contrastar , el grado o nivel de diferencia existente entre el mundo de las apariencias y el mundo de las ideas , ya que , la diferencia entre el mundo de las sombras aparentes y el mundo de las ideas , esa diferencia es el error de cualquier de nuestras percepciones . La percepcion humana tiene siempre asociado un nivel de error , y ese error es igual a la desviacion que las sombras de la caverna tengan con respecto del mundo de las ideas , y en esecia , la metafora de Platon debe hacernos comprender que , si las sombras en la caverna estaban deformadas , se debia a la deformacion de la luz sobre los objetos de la superficie , en esencia , la metafora de Platon debe enseñarnos , que el error en la percepcion se encuentra basicamente en la forma con que el ojo humano capta la emision de fotones solares , porque la luz crea una ilusion optica en nuestro ojo que nos engaña , porque nuestra percepcion humana es una cadena de ilusiones visuales a causa de que la luz al impactar en una serie de fotones sobre nuestro ojo humano , los fotones provocan una ilusion optica , y esa ilusion optica no la podemos , bajo ningun concepto considerar como una impresión en la retina con valor cientifico , sino que la impresión optica en al retina creando una ilusion visual en nuestra mente , cuando el nervio optico conduce la iamgen visual al cerebro , este tipo de ilusion unicamente es una apariencia engañosa de la realidad , y dejarnos guiar por esta ilusion es caer en un error , porque no nos podemos dejar guiar por las falsas percepciones , sino que , debemos utilizar las matematicas como forma de ir mas alla de las apariencias y llegar al mundo de las ideas , es decir , en lugar de conocimiento sensorial es necesaria la investigacion matematica . De esta forma , como se puede comprobar , la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , que tiene como base de toda ella a la teoria de la Puntuacion Logaritmica , es una teoria matematica que puede tener basicamente dos misiones fundamentales , la mision de esclarecer que es mas probable o menos probable , en funcion de comparar una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opion con respecto su Desviacion Mas Probable , y si la Puntuacion Logaritmica es inferior a la Desviacion Mas Probable , entonces dicho sujeto u opcion es muy probable , y al mismo tiempo tambien , la Puntuacion Logaritmica permite tambien conocer , el nivel de desviacion que existe entre nuestra

percepcion empirica y la esencia de las ideas que se investigan , estudiar el sesgo de las percepciones que tenemos de la realidad , por medio de conocer los sesgos y similitudes entre valores empiricos y valores teoricos , las ilusiones sensoriales y la idea verdadera , entendiendo el error como la diferencia entre la falsa apariencia y la idea verdadera .

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidad



(Capitulo 34)

XXX con tecnicas de psicologia sovietica , el XXX quiere condicionar todas mis respuestas fisiologicas a estimulos condicionantes acusticos , con los cuales al aumentarlos dde volumen quiere asesinarme, realizandome torturas acusticas según movimientos de mi madre , o cuando mi madre habla , o haciendo que los ruidos de la tortura cambien de tono y volumen en forma de ritmos musicales . La comunidad internacional debe castigar al XXX . Una forma con que la comunidadd internacional podria ayudarme a mi mismo y ayudar a la XXX , es que la comunidad internacional proteja mis descubrimientos matematicos y mi familia , y la comunidad internacional sea comprensiva si yo tengo alguna incorreccion a causa de la tortura .

Si mis descubrimientos matematicos algun dia se olvidaran , a causa de que , si yo me muero y mis ddescubrimientos matematicos nunca se publicaran , el olvido de mis descubrimientos matematicos podria ocasionar un serio retroceso en la investigacion matematica mundial , las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , no pueden permitir que mis descubrimientos matematicos se olviden , ya que mis ddescubrimientos matematicos permitiran un avance sustancial en las incvestigaciones cientificas y espaciales que se desarrollan en estas agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , me gustaria rogar por favor a las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , que por favor

encarecidamente les ruego , que por favor no permitan que mis descubrimientos matematicos se olviden , y que la NASA , ESA , NASDA participen en proteger mis descubrimientos matematiccos , para que nunca se olviden aunque yo muera. Igualmente , si he llegado a realizar los descubrimientos matematiccos que estoy haciendo , es porque en cierta etapa de mi vida recibi ayudas de personas que realmente tengo en mucha estima , y me gustaria que tmbien algun dia se recordara la labor de la cadena de television XXX de Atlanta en darme la ayuda que me dio en cierto momento de mi vida , y seria para mi un honor que la cadena de television XXX de Atlanta tambien participara en proteger la seguridad dde mis descubrimientos matematicos , a fin de que nunca se olviden , y la verdad resplandezca algun dia por si misma .

1º)Integracion de la Inteligencia en Arbol de las asimilaciones selectivas , teniendo en cuenta unicamente en cuenta las codificcaciones por separado de los aprendizajes conceptuales de Silvia sobre el clima , y las codificaciones del comportamiento de Silvia según el clima , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selecctiva

La teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , es un sistema de elementos , tanto de formulacion matmatica y de interpretacion matematica de las formulaciones descritas , que , juegan un papel fundamental , en el desarrollo un complejo modelo de comprension de la realidad , y de integracion de diversos aspectos relativos a una forma de comprender la filosofia , en la cual se puede apreciar , un modelo matematico y filosofico , capaz de poder competir con cualquier otra teoria matematica en una situacion muy ventajosa . La teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , en esencia , tiene en si una serie de funciones fundamentales :

- A.) Funciones fundamentales de la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible

    - A.1) Detectar que es lo mas probable , y que es poco probable , en virtud de que , una Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion inferior a la Desviacion Mas Probable , es una Puntuacion Logaritmica relativa a un sujeto u opcion que hace referencia a una variable de la realidad estudiada que es muy probable . En caso contrario , cuando la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es superior a la Desviacion Mas Probable , es una Puntuacion Logaritmica relativa a un sujeto u opcion que hace referencia a una variable de la realidad estudiada que es muy poco probable . En esencia , la utilizacion de Desviacion Mas Probable en relacion a la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion , permite conocer en

esencia , el grado de mayor o menor probabilidad que un sujeto u opcion presenta , en su variable referida , en funcion de su inferioridad o superioridad , de su Puntuacion Logaritmica , con respecto de la Desviacion Mas Probable . A partir de conocer que elementos son mas probables , y que elementos son poco probables , podriamos estructurar una afirmacion intuitiva , en la cual " los acontecimientos siempre tenderan a evolucionar hacia lo mas probable , a menos que ocurran niveles de improbabilidad que alteren el transcurso de lo mas probable".

- A.2) Tener un parametro de estimacion , de cómo el modelo empirico se desvia del modelo teorico , en que grado o medida el mundo de las aparentes sombras se desvia del mundo de las ideas , en terminos neo-platonicos , para asi estimar , el grado de sesgo de nuestra percepcion o el grado de similitud que nuestra percepcion tiene en funcion de lo ideal , para poder asi tener unos criterios en funcion de los cuales , comprender nuestras percepciones como consecuencias directas de la forma con que nuestros organos sensoriales perceptivos alteran la realidad real , en funcion de ponernos ante nuestros organos sensoriales perceptivos un aspecto parcial de la realidad en la medida que , siendo el hombre un ser limitado , el hombre es incapaz de percibir la globalidad total de lo real , porque el hombre dispone de organos sensoriales de percepcion muy limitados que son incapaces de percibir la totalidad global de lo real , de forma que los organos sensoriales humanos de percepcion empirica nos inducen a error , ya que los organos sensoriales humanos unicamente nos dan una percepcion empirica parcial de la realidad , y como unicamente el hombre es capaz de poder percibir aspectos parciales de la realidad , esta parcialidad en la percepcion humana hace que la percepcion induzca a error , siendo asi la percepcion en su limitacion de no poder percibir la totalidad global de lo real la que finalmente impida que el hombre conozca todo , como el hombre no puede conocer todo dado que el hombre tiene una percepcion parcial de la realidad , aquellos aspectos de la realidad que el hombre no puede conocer al tener una percepcion parcial de la realidad que es incapaz de percibirlo absolutamente todo , son aquellos elementos de la realidad que el hombre no puede percibir a causa de su percepcion limitada y parcial , aquellos elementos que desconocemos y son causa de nuestra ignorancia , siendo asi la ignorancia que el hombre tiene a causa de sus organos sensoriales de percepcion empirica parciales y limitados , la causa del error en el hombre , en donde el error es consecuencia directa de la ignorancia en que el hombre vive sumido a causa de tener una percepcion empirica limitada y parcial de la realidad , en donde la no capacidad de percepcion total hace que el hombre sea ignorante en ciertos aspectos de la realidad que no puede percibir , y la ignorancia de esos aspectos que no podemos percibir es lo que hace al hombre un ser con error en sus acciones o creencias o interpretaciones de la realidad parcialmente interpretada . La forma con que dentro de la Probabilidad Imposible se ponen de manifiestos estos elementos causantes de ignorancia y error en el hombre , es mediante la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible . La Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion es en esencia una

proporcionalidad empirica entre el comportamiento empirico del sujeto (logaritmo de la probabilidad empirica) en funcion del comportamiento ideal (lo mas probable) , y a partir de aquí , esta proporcionalidad empirica se puede poner en relacion con una proporcionalidad ideal , dicha proporcionalidad ideal es la Puntuacion Logaritmica Teorica que es igual a la unidad , dado que la Puntuacion Logaritmica Teorica es igual al comportamiento del sujeto ideal (logaritmo de la probabilidad teorica) dividido entre el comportamiento ideal (lo mas probable), y a partir de poner en relacion , ya bien en diferencia (Nivel de Sesgo) o ya bien en logaritmo de cociente(Nivel de Similitud) , los factores citados , es decir , Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion y Puntuacion Logaritmica Teorica , estamos asi poniendo en relacion un modelo empirico observado sintetizado en la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion con respecto o en funcion de un modelo teorico ideal que es la Puntuacion Logaritmica Teorica . La puesta en relacion de un modelo empirico observado , es decir , un modelo creado a partir de nuestra percepcion del comportamiento de dicha variable , en funcion o con respecto del comportamiento ideal , es decir el modelo ideal , estamos asi poniendo en relacion , una apariencia empirica observada con respecto o en funcion una idea abstractica y teorica , ya que no podemos fiarnos de nuestros sentidos empiricos porque nos induciran siempre a error invariablemente . A partir de aquí , igualmente , se opera del mismo modo pero dentro de sus formulaciones correspondientes explicadas a lo largo de todo este ensayo de Asimilacion e Integracion , tanto con la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica , poniendo cada cual con su respectiva , Puntuacion Logaritmica Promedio Teorica , Puntuacion Logaritmica Mas Probable Teorica , obteniendo los Niveles de Sesgo y Niveles de Similitud correspondientes , en donde siempre y absolutamente siempre , lo que siempre se estara operando , es la puesta en relacion de un modelo empirico observado con respecto o en funcion de un modelo ideal en teoria .

El mayor error que puede cometer el hombre a lo largo de su vida , es dejarse llevar por sus propias impresiones , o dejarse llevar por las apariencias , o dejarse llevar por aquello que los organos sensoriales le intenten sugerir como ilusion perceptiva . Cuando el heroe griego Ulises se encontraba bajo los dominios de la brujeria de la divina Circe , mientras Circe tenia convertidos en cerdos a los tripulantes de su barco , Ulises se encontraba poseido por una sensacion placentera de placer fisico inagotable , en los delicados y hrmosos brazos de la divina Circe , y mientras el embrujo duraba , el heroe Ulises se encontraba totalmente engañado por las dulce compañía de la bruja mientras su tripulacion sufria un martirio en la metamorfosis de hombre a animal ¿ que nos enseña el mito de Circe? La mitologia griega se encuentra repleta de mitos y leyendas , que detrás de su aparente fantasia , siempre se esconde algun tipo de consejo o algun tipo de moraleja , que no esta del todo carente de sentido filosofico . El pasaje de la Odisea de Homero en el cual el heroe Ulises se encuentra atrapado bajo

los dulces brazos de Circe , que le agasaja como a un amante , mientras mantiene cautivos a la tripulacion de la nave , es un pasaje de la obra de la Odisea en la cual , el poeta Homero nos quiere enseñar como las sensaciones sensoriales de placer son mas engañosas que cualquier otra forma de engaño , y que , la mejor forma de engañar al hombre es mediante tenerle engañado con sensaciones sensoriales placenteras . Detrás de Circe se esconde en toda regla toda una filosofia platonica : el mundo de las sensaciones sensoriales es un mundo falso el cual nos atrapa y nos mantiene cautivos , las sensacions sensoriales que los hombres logramos crear a traves de nuestros organos sensoriales de percepcion , son organos sensoriales que nos engañan manteniendonos cautivos en nuestra ignorancia . Hoy en dia , en la astronomia moderna , solemos afirmar setencias con carácter de validez y fiabilidad universales como las siguientes : nuestra galaxia unicamente tiene un sol , y el objeto en funcion del cual los planetas de la galaxia tienen orbitas constantes es el sol ; este tipo de afirmaciones se llevan realizando desde Galileo Galilei , cuando en general , este tipo de afirmaciones quizas no sean del todo verdaderas , o acaso , si estas afirmaciones las hacemos en virtud de nuestra propia percepcion acerca del sol o de cómo según Kepler se producen los movimientos de traslacion en torno al sol , estas afirmaciones si unicamente se hacen en virtud de la impresión perceptiva que nuestra retina tiene cuando miramos a traves de un telescopio y , la forma con que los fotones de la luz solar impactan en la retina de nuestro ojo hacen una ilusion optica en nuestro nervio optico en su camino hacia el cerebro , entonces , si la unica evidencia real que pueda sostener la teoria cientifica en virtud de la cual unicamente hay un sol en nuestra galaxia , en torno al cual giran todos los planetas , quizas sea una afirmacion falsa porque nos estemos dejando llevar por nuestra ilusion optica , al dejar que los fotones de luz solar impacten en la retina de nuestro ojo al mirar por el telescopio , ya que , a lo mejor pueden existir , posiblemente , otras dimensiones que nosotros no somos capaces de percibir en las cuales existan mas de un sol o existan mas elementos en nuestra galaxia que alteran constantemente la orbita de traslacion constante de los planetas , o quizas en un mismo universo paralelo a nuestro universo , dentro de las teorias geniales del matematico Feynman , creados de la nanotecnologia , y base de la teoria del relativismo cuantico de Stephen Hawking , quizas en dichos universos paralelos al nuestro , cabe la posibilidad de que en nuestra misma galaxia exista mas de un sol o exista algun otro elemento del que dependa el movimiento de traslacion de los planetas de nuestra galaxia ¿ podemos afirmar categoricamente que en nuestra galaxia hay un unico sol del cual depende el movimiento de traslacion de las orbitas de los planetas de nuestra galaxia? En mi opinion , esta afirmacion unicamente se debe a consecuencia del impacto de los fotones de luz solar en nuestra retina , y se deba a como nuestro cerebro procesa la informacion sensorial que desde la retina el ojo envia al cerebro , y por tanto , cualquier afirmacion que intente afirmar la certeza de que en nuestra galaxia hay un unico sol del cual depende el movimiento de traslacion de los planetas , quizas sea una afirmacion empirica procedente de nuestro conocimiento

sensorial percetivo y por tanto sea un conocimiento falso , quizas sea falso que en nuestra galaxia haya un solo sol , y quizas sea falso que el movimiento de traslacion de los planetas dependa del sol , y quizas deberiamos pensar que cabe la certera posibilidad de que , cabe la posibilidad de que en nuestra galaxia exista mas de un sol , y cabe la posibilidad de que en nuestra galaxia existan otros elementos que tambien determinen el movimiento de traslacion de los planetas de nuestra galaxia , y ademas cabe la posibilidad de que si existen otros soles en nuestra galaxia o existen otros elementos que determinan el movimiento de traslacion de los planetas en nuestra galaxia , dichos soles u otros elmentos que pueden existir pero nosotros no los conocemos , son soles u otros elementos que no los conocemos porque nuestra percepcion es limitada y parcial y a consecuencia de que nuestra percepcion es limitada y parcial entonces nosotros no tenemos capacidad perceptiva para conocer si hay otros soles o elementos , es decir , cualquier afirmacion que se base sobre la percepcion empirica siempre tendra un margen legitimo y justificado de duda , es decir , cualquier conocimiento que obtengamos a traves de nuestros organos sensoriales ,sea una observacion que el ojo humano realice en un telescopio , o la observacion que el ojo humano realice en microscopio , o la observacion que el homo humano realice en un nanoscopio , todas estas observaciones empiricas basadas en la sensacion perceptiva que pueda crear una ilusion optica en el ojo humano en forma de impresión en la retina , al impactar en nuestro ojo una serie de emisiones de fotones de luz , con un nivel dado de espectro de luz , son todas estas osbervaciones igualmente de hipoteticamente falsas como verdaderas ,toda percepcion empirica humana puede ser tan falsa como verdadera , ya que unicamente es una ilusion perceptiva parcial y limitada , bajo un margen importante de error en su parcializacion perceptiva de la realidad , toda percepcion esta sujeta a un nivel de error realmente determinante en la investigacion cientifica , en cualquiera de las ramas de la ciencia. Esto significa que todo conocimiento sensorial perceptivo de la realidad empirica , es un conocimiento que debe ser sometido a la duda , la duda de Descartes es hoy en dia el metodo cientifico mas revolucionario que pueda existir , de hecho , afirmar que Descartes sigue siendo la piedra angular de la investigacion cientifica moderna es hacer una afirmacion que puede ser mucho mas verdadera que cualquier otra afirmacion relativa a nuestras sensaciones perceptivas . El Metodo de Rene Descartes sigue siendo la base de la ciencia , ya que lo que logra Descartes es , sistematicamente y de forma metodica , dudar de todas las afirmaciones que se pudieran etablecer sobre la base de la percepcion empirica . De esta forma con esta introduccion al capitulo de hoy , lo que quiero poner de manifiesto es que , si bien la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible la estoy aquí exponiendo como una teoria matematica realmente util en la investigacion hacia modelos de Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , en realidad toda la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible puede tener importantes aplicaciones en toda la ciencia heuristica en general , aunque aquí este haciendo en particular una aplicación de la teoria logaritmica de la Probabilidad

Imposible dedicada especialmente a sistemas de tecnologia avanzada , estoy convencido que algun dia , agencias espaciales como la NASA , ESA , NASDA , comprenderan definitivamente que mis descubrimientos matematicos , mas alla de ser la base de sistemas de tecnologia avanzada , mis descubrimientos matematicos pueden suponer una base importante para la ciencia de investigacion descriptiva en su conjunto mas amplio , admas , por supuesto de tcnologia avanzada . Frecuentemente las agencias espaciales consolidadas como NASA , ESA , NASDA , parten de afirmaciones de investigacion cientifica que se toman sobre la base de las osbervaciones que , algun astronomo epecializado en ciertas areas de nuesta galaxia , realiza , a partir de que dicho experto sobre la base de las observaciones que su ojo humano haga desde un telescopio , como el Hubble o el Chandra el SOHO en el sol , o el Genesis tambien en el sol , estime como correcta , sin embargo , en lo que frecuentemente se cae con normalidad ,es en el error de confundir la evidencia con la percepcion empirica del observador humano , ya que , en muchas investigaciones de la NASA , ESA , NASDA , casi nunca se entra en al discusion fundamental de hasta que punto la osbervacion perceptiva que el ojo humano haga en un telescopio es realmente valida para la ciencia , o hasta que punto dicha obervacion no se encuentra sesgada por los procesos neuronales humanos cerebrales , o hasta que punto dicha observacion no se encuentra sesgada a causa de la foma en que la impresión de la retina del ojo humano en el telescopio se puede encontrar sesgada al impactar los fotones solares a partir del iris , al traspasar la cornea del ojo , es decir , en muchas investigaciones de la NASA , ESA , NASDA , se entran en conclusiones cientificas a partir de obsedrvaciones perceptivas humanas , sin entrar casi en la discusion fundamental de ¿ hasta que punto el hombre puede realmente fiarse sin cometer error de sus propias percepciones sensoriales , hasta que punto el hombre no estara cometiendo un error de dejarse llevar por la percepcion empirica de la realidad , o , hasta que punto no es un error hacer afirmaciones en base a datos perceptivos de la realidad empirica en su conjunto mas amplio , tanto como conjunto de objetos fisico como sistema de estimulos que estimulan los umbrales sensoriales de nuetra percepcion humana?La respuesta a esta pregunta puede en si tener mucha relacion con la Probabilidad Imposible , en donde , dentro de la teoria de la Probabilidade Imposible se puede detallar lo siguiente :

- B) Como afronta la Probabilidad Imposible la cuestion de la percepcion como causa de error

  - B.1) Todo modelo empirico tiene asociado un modelo teorico , el modelo teorico se obtiene en terminos de probabilidad a partir de la probabilidad teorica , la probabilidad teorica es el modelo teorico de ocurrencia de los eventos en la naturaleza , de manera que la diferencia entre una probabilidad empirica del

modelo empirico observado con respecto de la probabilidad teorica del modelo teorico , esta diferencia es un Nivel de Sesgo , es el Nivel de Sesgo de la percepcion realizada en donde se estima la diferencia entre el modelo empirico como el modelo teorico . En teoria todo debe comportarse en ausencia de sesgo , es decir , en teoria , la probabilidad teorica de todo acontecimiento fenomeno es igual a , la probabilidad teorica como resultado del cociente de la unidad dividido entre el numero de sujetos u opciones . La probabilidad teorica como cociente de la unidad dividida entre numero de sujetos u opciones indica lo que en teoria deberia realmente ocurrir , y la diferencia entre este termino teorico que supone la probabilidad teorica , como modelo teorico ideal , ya que es lo ideal en terminos de que es una ocurrencia ideal en ausencia de sesgo bajo la igualdad de oportunidades de ocurrencia , la diferncia asi entre la probabilidad teorica ideal con respecto de la probabilidad empirica , es igual al Nivel de Sesgo , en donde este Nivel de Sesgo no es otra cosa en esencia el Nivel de Sesgo de nuestras percepciones realizadas . Es decir , la probabilidad teorica se estima como una forma de correccion de nuestra percepcion de la realidad , la probabilidad teorica se utiliza como un criterio standard en virtud del cual hacer una estimacion correcta de cual ha de ser el comportamiento ideal en teoria de la realidad en virtud del cual cualquier diferencia con la probabilidad empirica , dicha diferencia , indicaria el Nivel de Sesgo de nuestra percepcion ante las ocurrencias observadas perceptivamente en el modelo empirico . En la medida que nuestra percepcion puede tener un nivel de error necesariamente , dado que toda percepcion humana es limitada y parcial , y en esencia , toda percepcion humana es una simple ilusion optica de la realidad que puede rengañarnos finalmente , la forma con que a nivel cientifico podemos impedir caer en el error que puede ocasionar el que nos dejemos guiar por las apariencias sensoriales perceptivas , es mediante siempre tener en cuenta que existe una probabilidad teorica ideal que indicaria en ausencia de sesgo perceptivo cual deberia ser idealmente la realidad en ausencia del sesgo de percepcion empirica , y por tanto un termino teorico como la probabilidad teorica que indique cual ha de ser el comportamiento ideal en ausencia del sesgo de la percepcion empirica , ya que la percepcion empirica puede conducir a error , este error lo podemos evitar utilizando niveles de probabilidad teorica que nos aporten una vision de la realidad en ausencia del error perceptivo que se pudiera tener .

- B.2)El error tiene su base en el sesgo de percepcion sensorial , si nuestras percepciones sensoriales no fueran sesgadas entonces no habria posibilidad de cometer errores en la investigacion cientifica , lo cual seria lo ideal , es decir , lo ideal es que la investigacion cientifica estecarente de errores si se pudiera alcanzar un nivel de percepcion ideal carente de todo error posible a causa de estar carente de todo sesgo posible . El ideal de la ciencia es alcanzar un nivel de investigacion cientifica en la cual , la investigacion cientifica este carente de error de percepcion sensorial , y la carencia de error de percepcion sensorial haga que la investigacion cientifica este carente de sesgo de error , de forma que , si se logra una investigacion cientifica sin posibilidad de error perceptivo

entonces habremos logrado construir una ciencia sin posibilidad de sesgo de error . La forma con que se evita el sesgo de error , tradicionalmente , ha sido construyendo aparatos tecnologicos que puedan asi corregir cualquier sesgo perceptivo en la investigacion cientifica , es decir , un telescopio logra corregir la forma de percibir a simple vista las estrellas , como un microscopio logra corregir la forma de percibir a simple vista estructuras moleculares , como un nanoscopio logra corregir la forma de eprcibir a simple vista estructuras nanotecnologicas . Normalmente la creacion de aparatos tecnologicos que puedan corregir la sensacion empirica perceptiva ha sido frecuente , pero tambien , la forma de corregir el error que causa el sesgo de percepcion empirica ha sido a traves de la investigacion de las matematicas , asi pues cuando en estadistica se usa Nivel de Confianza en contraste de hipotesis , o se usa Epsilon para la Recta de Regresion tradicional , se usan sistemas de correccion del sesgo de error a causa de la percepcion empirica de la realidad . Sin embargo , en la teoria de la Probabilidad Imposible , una forma de conocer hasta que punto o cuando una percepcion empirica esta mas carente de error , es decir , cuando una percepcion empirica se encuentra mas proxima al modelo teorico , es con el Nivel de Similitud , en donde , si cogemos la probabilidad teorica y la probabilidad empirica de un suceso de ocurrencia empirica , y realizamos el logaritmo del cociente obtenido al dividir la probabilidad empirica entre la teoria o viceversa , a mayor proximidad a cero entonces mayor similitud de la probabilidad empirica con respecto de la probabilidad teorica , es decir , mayor similitud entre el modelo empirico con respecto del modelo teorico , es decir , a mayor similitud entre el valor empirico con el valor teorico entonces cabe pensar que , si el valor empirico es muy proximo al valor teorico , es que el valor empirico tiene menor sesgo de percepcion empirica , y a mayor similitud del valor empirico con valor teorico , es decir , a mayor aproximacion a cero del Nivel de Similitud , entonces es que el modelo empirico observado tiene escaso sesgo de percepcion , y por tanto a mayor proximidad a cero del Nivel de Similitud es que el modelo empirico tiene escaso error asociado a sesgo de percepcion empirica .

De esta forma , la Probabilidad Imposible permite tener asimismo un sistema con el cual estimar en que grado o medida la incidencia del error ocasionado por el sesgo de percepcion empirica deforma el valor empirico con respecto o en funcion del valor teorico , en donde el valor teorico es un valor de correccion del grado de sesgo ocasionado por el error de la percepcion empirica de la realidad , en donde , el valor teorico puede ser utilizado como aquel mundo de las ideas de Platon , en donde la idealizacion de la esencia de la idea conceptual supone una forma de correccion dialectica de la aparincia empirica , en aquellas aparentes sombras en el interior de la cavernosa cueva , en que la luz proyectada sobre los objetos deformaba sus formas dando una apariencia falsa , cuya esencia verdadera se encontraba en la luz misma , no en la deformacion de la luz sobre los objetos en la ilusion optica de la retina . De esta forma asi , la Probabilidad Imposible puede ser una teoria matematica de correccion del sesgo que incopora invariablemente siempre la percepcion empirica de

la realidad , y ademas , esta forma de correccion se puede tambien utilizar para la integracion de elementos matematicos en sistemas complejos , como puede ser la propia creacion de estructuras de Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , en donde asi , gracias a la integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , en cualquier de sus formatos , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva , de esta forma , aquellas informaciones procesadas a traves de Asimilacion e Integracion , en un procesamiento significativo de la informacion en un sistema de Aprendizaje Artificial , igualmente , es un sistema , que a la Inteligencia Artificial le permite tanto tener una forma selectiva de conocer que es la mayor probabilidad de ocurrencia de un evento , para mejorar su adaptacion ambiental e implementar el éxito en la adaptacion ambiental , a partir de estimar mejor que ocurrencias son mas probables en el medio ambiente , y tambien permitir que el sistema artificial disponga de mecanismos idoneos para conocer en que forma o medida sus organos artificiales de captacion sensorial estan creando sesgo , ya que , tambien a partir de la integracion en la modalidad selectiva se puede absolutamente siempre poner en relacion un modelo empirico logaritmico con un modelo teorico logaritmico , en donde comparar siempre las proporcionalidad empiricas , de comportamiento empirico individual en funcion del ideal a seguir con respecto o en funcion de la proporcionalidad ideal , del comportamiento ideal con respecto o en funcion del ideal a seguir . En donde como colofon ultimo a las integraciones en la modalidad selectiva , en este capitulo realizare asimismo , la integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , teniendo en cuenta las codificaciones de aprendizajes conceptuales de Yolanda sobre el clima , y codificaciones de comportamiento de Silvia según el clima , en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva .

1.1) Integracion de nodos superiores

1.1.1)Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total
Muestra asimilaciones	1,0224
Muestra previa	1,0258
Sumatorio	2,0482
Puntuacion Logaritmica Promedio Total Integrada **Promedio del sumatorio**	**2,0482 : 2 = 1,0241**

1.1.2) Puntuacion Logaritmica Promedio Relativa Integrada

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica
Muestra asimilaciones	
Aprendizaje conceptos clima de Yolanda	1,0256
Comportamientos Silvia según clima	1,0193
Muestra previa	
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0356
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,04
Sumatorio	5,1225
Puntuacion Logaritmica Promedio Relativa Integrada **Promedio del sumatorio**	**5,1225 : 5 = 1,0245**

1.1.3) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total
Muestra asimilaciones	1,0177
Muestra previa	1,0154
Sumatorio	2,0331
Logaritmo del sumatorio	Log(10)2,0331=0,3081
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada **Logaritmo del sumatorio entre logaritmo de dos Log(10)2=0,301**	**0,3081 : 0,301 = 1,0236**

1.1.4) Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica
Muestra asimilaciones	
Aprendizaje conceptos clima de Yolanda	1,0141
Comportamientos Silvia según clima	1,0106
Muestra previa	
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015
Yolanda saluda al acudir a trabajar	1,0217
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282
Sumatorio	5,0761
Logaritmo del sumatorio	Log(10)5,0761=0,7055
Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada **Logaritmo sumatorio entre logaritmo de cinco Log(10) 5= 0,6989**	**0,7055 : 0,6989 = 1,0094**

1.2) Integracion de nodos intermedios

1.2.1) Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las totales

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: porcentaje de Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica con respecto Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total no intetrada	**Puntuacion Logaritmica Promdio Empirica Integrada de las Totales** **Porcentaje de nodo intermedio no integrado multiplicado por la Puntuacion Logritmica Promedio Empirica Total Integrada y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			
Aprendizajes conceptuales Yolanda clima	1,0256	(1,0256x100):1,0224= 100,31	**(100,31x1,0241):100 =** **1,0273**
Comportamiento Silvia según clima	1,0193	(1,0193x100):1,0224= 99,696	**(99,696x1,0241):100 =** **1,0209**

En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002	(1,002x100):1,0258 = 97,67	**(97,67x1,0241):100=** **1,0002**
Yolanda saluda ala cudir a trabajar	1,0356	(1,0356x100):1,0258= 100,95	**(100,95x1,0241):100 =** **1,0338**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,04	(1,04x100):1,0258= 101,38	**(101,38x1,0241):100 =** **1,0382**

1.2.2) Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las relativas

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: porcentaje de Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica con respecto Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total no intetrada	**Puntuacion Logaritmica Promdio Empirica Integrada de las Relativas** **Porcentaje de nodo intermedio no integrado multiplicado por la Puntuacion Logritmica Promedio Empirica Relativa Integrada y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			
Aprendizajes conceptuales Yolanda clima	1,0256	(1,0256x100):1,0224= 100,31	**(100,31x1,0245):100 =** **1,0276**
Comportamiento Silvia según clima	1,0193	(1,0193x100):1,0224= 99,696	**(99,696x1,0245):100 =** **1,0213**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,002	(1,002x100):1,0258 = 97,67	**(97,67x1,0245):100=** **1,0006**

Yolanda saluda ala cudir a trabajar	1,0356	(1,0356x100):1,0258= 100,95	**(100,95x1,0245):100 =** **1,0342**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,04	(1,04x100):1,0258= 101,38	**(101,38x1,0245):100 =** **1,0386**

1.2.3)Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Integrada de las totales

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica multiplicada por 100 y dividida entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total no integrada	**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Integrada de la total** **Porcentaje de nodo intermedio no intgrado multiplicado por la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total Integrada , y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			
Aprendizajes conceptuales Yolanda clima	1,0141	(1,0141x100):1,0177= 99,646	**(99,646x1,0236):100 =** **1,0199**
Comportamiento Silvia según clima	1,0106	(1,0106x100):1,0177= 99,302	**(99,302x1,0236):100 =** **1,0164**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015	(1,0015x100):1,0154= 98,631	**(98,631x1,0236):100 =** **1,0095**

Yolanda saluda ala cudir a trabajar	1,0217	(1,0217x100):1,0154= 100,62	**(100,62x1,0236):100 =** **1,0299**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282	(1,0282x100):1,0154= 101,26	**(101,26x1,0236):100 =** **1,0364**

1.2.4)Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Integrada de las relativas

Sujeto u Opcion	Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica	Porcentaje de nodo intermedio no integrado: Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica multiplicada por 100 y dividida entre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Total no integrada	**Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Integrada de la total** **Porcentaje de nodo intermedio no intgrado multiplicado por la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Relativa Integrada , y dividido entre 100**
En la muestra de asimilaciones			

Aprendizajes conceptuales Yolanda clima	1,0141	(1,0141x100):1,0177= 99,646	**(99,646x1,0094):100 =** **1,0058**
Comportamiento Silvia según clima	1,0106	(1,0106x100):1,0177= 99,302	**(99,302x1,0094):100 =** **1,0023**
En la muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa	1,0015	(1,0015x100):1,0154= 98,631	**(98,631x1,0094):100 =** **0,9955**
Yolanda saluda ala cudir a trabajar	1,0217	(1,0217x100):1,0154= 100,62	**(100,62x1,0094):100 =** **1,0156**
Conceptos morales trabajo Yolanda	1,0282	(1,0282x100):1,0154= 101,26	**(101,26x1,0094):100 =** **1,0221**

1.3) Integracion de nodos inferiores

1.3.1) Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada sobre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las totales

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las totales y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aprendizajes conceptuales de clima			
Amanezca por el este	0,7324	(0,7324x100):1,0256 71,4118	**(71,41x1,0273):100=** **0,7336**
Haya rocio en las plantas	0,9204	(0,9204x100):1,0256= 89,742	**(89,742x1,0273):100=**

			0,9219
Termometro marque 0º	1,0448	(1,0448x100):1,0256= 101,87	**(101,87x1,0273):100=** **1,0465**
Nubes por la mañana	1,2056	(1,2056x100):1,0256= 117,55	**(117,55x1,0273):100=** **1,2075**
Nubes por la tarde	1,0448	(1,0448x100):1,0256= 101,87	**(101,87x1,0273):100=** **1,0465**
Llueva	1,2056	(1,2056x100):1,0256= 117,55	**(117,55x1,0273):100=** **1,2075**
Comportamiento Silvia según clima			
Llevar anorak	1,0862	(1,0862x100):1,0193= 106,56	**(106,56x1,0209):100=** **1,0879**
Rgar plantas	1,0862	(1,0862x100):1,0193= 106,56	**(106,56x1,0209):100=**

			1,0879
Usar paraguas	1,2468	(1,2468x100):1,0193= 122,319	**(122,31x1,0209):100=** **1,2487**
Encender la calefaccion	0,9617	(0,9617x100):1,0193= 94,349	**(94,349x1,0209):100=** **0,9632**
Correr cortinas de par en par	0,7736	(0,7736x100):1,0193= 75,895	**(75,895x1,0209):100=** **0,7748**
Llevar guantes	0,9617	(0,9617x100):1,0193= 94,349	**(94,349x1,0209):100=** **0,9632**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,002= 93,502	**(93,502x1,0002):100=** **0,9352**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,002=	**(106,93x1,0002):100=**

		106,936	**1,0695**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,002 = 93,502	**(93,502x1,0002):100 =** **0,9352**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,002 = 106,936	**(106,93x1,0002):100 =** **1,0695**
Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,820x1,0002):100 =** **0,9984**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,820x1,0002):100 =** **0,9984**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,035 6= 74,266	**(74,266x1,0338):100 =** **0,7677**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,035 6=	**(102,87x1,0338):100 =**

		102,877	**1,0635**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,0356= 88,171	**(88,171x1,0338):100 =** **0,9115**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0356= 96,562	**(96,562x1,0338):100 =** **0,9982**
Saluda conserje	1,4306	(1,4306x100):1,0356= 138,14	**(138,14x1,0338):100 =** **1,428**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,04= 63,548	**(63,548x1,0382):100 =** **0,6597**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,04= 122,894	**(122,89x1,0382):100 =** **1,2758**

No violencia	1,1609	(1,1609x100):1,04= 111,62	**(111,62x1,0382):100 =** **1,1588**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(1,0601x100):1,04= 101,93	**(101,93x1,0382):100 =** **1.0582**

1.3.2)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Integradas de las relativas

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las relativas y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aprendizajes conceptuales de clima			
Amanezca por el este	0,7324	(0,7324x100):1,0256 71,4118	**(71,41x1,0276):100=** **0,7338**
Haya rocio en las plantas	0,9204	(0,9204x100):1,0256= 89,742	**(89,742x1,0276):100=** **0,9221**

Termometro marque 0º	1,0448	(1,0448x100):1,0256= 101,87	**(101,87x1,0276):100=** **1,0468**
Nubes por la mañana	1,2056	(1,2056x100):1,0256= 117,55	**(117,55x1,0276):100=** **1,2079**
Nubes por la tarde	1,0448	(1,0448x100):1,0256= 101,87	**(101,87x1,0276):100=** **1,0468**
Llueva	1,2056	(1,2056x100):1,0256= 117,55	**(117,55x1,0276):100=** **1,2079**
Comportamiento Silvia según clima			
Llevar anorak	1,0862	(1,0862x100):1,0193= 106,56	**(106,56x1,0213):100=** **1,0882**
Rgar plantas	1,0862	(1,0862x100):1,0193= 106,56	**(106,56x1,0213):100=**

			1,0882
Usar paraguas	1,2468	(1,2468x100):1,0193= 122,319	**(122,31x1,0213):100=** **1,2492**
Encender la calefaccion	0,9617	(0,9617x100):1,0193= 94,349	**(94,34x1,0213):100=** **0,9635**
Correr cortinas de par en par	0,7736	(0,7736x100):1,0193= 75,895	**(75,895x1,0213):100=** **0,7751**
Llevar guantes	0,9617	(0,9617x100):1,0193= 94,349	**(94,34x1,0213):100=** **0,9635**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,002= 93,502	**(93,502x1,0006):100=** **0,9355**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,002=	**(106,93x1,0006):100=**

		106,936	**1,07**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,002 = 93,502	**(93,502x1,0006):100 =** **0,9355**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,002 = 106,936	**(106,93x1,0006):100 =** **1,07**
Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,820x1,0006):100 =** **0,9988**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,002 = 99,8203	**(99,820x1,0006):100 =** **0,9988**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(0,7691x100):1,035 6= 74,266	**(74,266x1,0342):100 =** **0,768**

Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,0356= 102,877	**(102,87x1,0342):100 =** **1,0639**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):1,0356= 88,171	**(88,171x1,0342):100 =** **0,9118**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0356= 96,562	**(96,562x1,0342):100 =** **0,9986**
Saluda conserje	1,4306	(1,4306x100):1,0356= 138,14	**(138,14x1,0342):100 =** **1,4286**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,04= 63,548	**(63,548x1,0386):100 =** **0,66**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,04= 122,894	**(122,89x1,0386):100 =**

			1,2763
No violencia	1,1609	(1,1609x100):1,04= 111,62	**(111,62x1,0386):100 =** **1,1592**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(1,0601x100):1,04= 101,93	**(101,93x1,0386):100 =** **1,0586**

1.3.3)Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas de las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Integradas de las totales

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Mas Probable no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Mas Probale Integrada de las Totales y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aprendizajes conceptuales de clima			
Amanezca por el este	0,7324	(0,7324x100):1,0141= 72,22	**(72,22x1,0199):100=** **0,7365**
Haya rocio en las plantas	0,9204	(0,9204x100):1,0141= 90,7602	**(90,76x1,0199):100=** **0.9256**
Termometro marque 0º	1,0448	(1,0448x100):1,0141= 103,027	**(103,0x1,0199):100=** **1,0507**

Nubes por la mañana	1,2056	(1,2056x100):1,0141= 118,883	**(118,88x1,0199):100=** **1,2124**
Nubes por la tarde	1,0448	(1,0448x100):1,0141= 103,027	**(103,0x1,0199):100=** **1,0507**
Llueva	1,2056	(1,2056x100):1,0141= 118,883	**(118,88x1,0199):100=** **1,2124**
Comportamiento Silvia seggun clima			
Llevar anorak	1,0862	(1,0862x100):1,0106= 107,48	**(107,48x1,0164):100=** **1,0924**
Rgar plantas	1,0862		**(107,48x1,0164):100=** **1,0924**
Usar paraguas	1,2468	(1,2468x100):1,0106= 123,37	**(123,37x1,0164):100=** **1,2539**
Encender la calefaccion	0,9617	(0,9617x100):1,0106= 95,161	**(95,161 x1,0164):100=** **0,9672**

Correr cortinas de par en par	0,7736	(0,7736x100):1,0106= 76,548	**(76,548x1,0164):100=** **0,778**
Llevar guantes	0,9617	(0,9617x100):1,0106= 95,161	**(95,161 x1,0164):100=** **0,9672**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x1,0095):100=** **0,9443**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,989 x1,0095):100=** **0,9791**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x1,0095):100=** **0,9443**
Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,989 x1,0095):100=** **0,9791**

Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0095):100=** **1,0081**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x1,0095):100=** **1,0081**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(,7691x100):1,0217= 75,276	**(75,276x1,0299):100=** **0,7752**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,0217= 104,27	**(104,27x1,0299):100=** **1,0738**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):10217= 89,3706	**(89,3706x1,0299):100=** **0,9204**
Saluda compañeras	1	(1x100):1,0217= 97,876	**(97,876x1,0299):100=** **1,008**

Saluda conserje	1,4306	(1,4306 x100):1,0217= 140,02	**(140,02x1,0299):100= 1,442**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,0282= 64,277	**(64,277x1,0364):100= 0,6661**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,0282= 124,304	**(124,304x1,0364):100= 1,2882**
No violencia	1,1609	(1,1609 x100):1,0282= 112,906	**(112,906x1,0364):100= 1,1701**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(x100):1,0282= 103,102	**(103,102x1,0364):100= 1,0685**

1.3.4)Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada sobre la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Integrada de las relativas

Sujeto u opcion	Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion	Porcentaje de nodo inferior no integrado Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion multiplicada por 100 y dividida entre Puntuacion Logaritmica Mas Probable no integrada	**Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion integrada** **Porcentaje de nodo inferior no integrado multiplicado por Puntuacion Logaritmica Mas Probale Integrada de las relativas y dividido entre 100**
Muestra de asimilaciones			
Aprendizajes conceptuales de clima			
Amanezca por el este	0,7324	(0,7324x100):1,0141= 72,22	**(72,22x1,0058):100=** **0,7263**
Haya rocio en las plantas	0,9204	(0,9204x100):1,0141= 90,7602	**(90,7602x1,0058):100=** **0,9128**

Termometro marque 0º	1,0448	(1,0448x100):1,0141= 103,027	**(103,027x1,0058):100=** **1,0362**
Nubes por la mañana	1,2056	(1,2056x100):1,0141= 118,883	**(118,883x1,0058):100=** **1,1957**
Nubes por la tarde	1,0448	(1,0448x100):1,0141= 103,027	**(103,027x1,0058):100=** **1,0362**
Llueva	1,2056	(1,2056x100):1,0141= 118,883	**(118,883x1,0058):100=** **1,1957**
Comportamiento Silvia seggun clima			
Llevar anorak	1,0862	(1,0862x100):1,0106= 107,48	**(107,48x1,0023):100=** **1,0772**
Rgar plantas	1,0862	(1,0862x100):1,0106= 107,48	**(107,48x1,0023):100=** **1,0772**
Usar paraguas	1,2468	(1,2468x100):1,0106=	**(123,37x1,0023):100=**

		123,37	**1,2365**
Encender la calefaccion	0,9617	(0,9617x100):1,0106= 95,161	**(95,161x1,0023):100=** **0,9537**
Correr cortinas de par en par	0,7736	(0,7736x100):1,0106= 76,548	**(76,548x1,0023):100=** **0,7672**
Llevar guantes	0,9617	(0,9617x100):1,0106= 95,161	**(95,161x1,0023):100=** **0,9537**
Muestra previa			
Yolanda se viste y se pone guapa			
Blusa blanca	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x0,9955):100=** **0,9312**
Blusa violeta	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,989x0,9955):100=** **1,065**
Falda azul	0,9369	(0,9369x100):1,0015= 93,549	**(93,549x0,9955):100=** **0,9312**

Falda amarilla	1,0715	(1,0715x100):1,0015= 106,989	**(106,989x0,9955):100=** **1,065**
Pintarse labios y pestañas	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x0,9955):100=** **0,9942**
Llevar un moño	1,0002	(1,0002x100):1,0015= 99,87	**(99,87x0,9955):100=** **0,9942**
Yolanda saluda al acudir a trabajar			
Saluda jefe de seccion	0,7691	(,7691x100):1,0217= 75,276	**(75,276x1,0156):100=**
Saluda controlador aereo	1,0654	(1,0654x100):1,0217= 104,27	**(104,27x1,0156):100=** **1,0589**
Salud piloto	0,9131	(0,9131x100):10217= 89,3706	**(89,3706x1,0156):100=** **0,9076**

Saluda compañeras	1	(1x100):1,0217= 97,876	**(97,876x1,0156):100=** **0,994**
Saluda conserje	1,4306	(1,4306 x100):1,0217= 140,02	**(140,02x1,0156):100=** **1,422**
Conceptos morales trabajo Yolanda			
Mujeres y niños primero	0,6609	(0,6609x100):1,0282= 64,277	**(64,277x1,0221):100=** **0,6569**
Tratar educadamente pasajeros	1,2781	(1,2781x100):1,0282= 124,304	**(124,304x1,0221):100=** **1,2705**
No violencia	1,1609	(1,1609 x100):1,0282= 112,906	**(112,906x1,0221):100=** **1,153**
Atender necesidades pasajeros	1,0601	(x100):1,0282= 103,102	**(103,102x1,0221):100=** **1,0538**

A partir de las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas , en cualquiera de las distintas formas de integracion descritas y analizadas , asimismo podemos tambien conocer , en que medida , se produce un sesgo de percepcion si las Puntuaciones Logaritmicas de sujeto u opcion Integradas , en cualquiera de las modalidades de integracion , se pusieran en diferencia con respecto a la Puntuacion Logaritmica Teorica , en donde , como es logico , en cada forma de integracion en que se ha integrada cada Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada , ya bien sobre la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las totales , o ya bien de la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Integrada de las relativas , o ya bien de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica integrada de las totales , o ya bien de la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica integrada de las relativas , debemos tener en cuenta , que , en cada forma de Nivel de Sesgo , en funcion de que nodo intermedio se haya pasado a integrar la Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada como nodo inferior integrado , en cada forma de Nivel de Sesgo que surgiese en cada forma de Puntuacion Logaritmica de sujeto u opcion Integrada según se integrase a partir de una de los cuatro tipos de nodos intermedios integrados descritos , tambien el Nivel de Sesgo indicaria , ademas de la propia incidencia del sesgo de eprcepcion al poner en relacion de contrasta una proporcionalidad empirica integrada con respecto una proporcionalidad teorica , tambien habria constancia , de cómo , según que tipo de forma de integracion , según se tome como ideal el conjunto total Promedio Empirico Total , o según se tomo como ideal el conjunto relativo Promedio Empirico Relativo , o según se tome como ideal el conjunto total Mas Probable Total , o según se tome como ideal el conjunto relativo Mas Probable Relativo , según que ideal se tome en las investigaciones a realizar , e Nivel de Sesgo sera diferente , ya que el sesgo de la percepcion cambia en funcion de que cambie tambien el ideal a seguir en la investigacion cientifica , ya que el ideal es siempre el mento criterial en funcion del cual se pretende conocer en que medida o forma se ha deducido un nivel de sesgo en la percepcion humana , ya que como toda percepcion humana esta sesgada , entonces , la forma de conocer en que medida o grado la percepcion humana se encuentra sesgada es haciendo formas o mecanismos matematicos , en los cuales , las osbervacions perceptivas de a realidad a estudiar se pongan en relacion a criterios matematicos insesgados e ideales , de forma que , del contraste de la percepcion sesgada con respecto de los elementos ideales insesgados , se puede tener una estimacion aproximada de cual es la incidencia del sesgo perceptivo en la investigacion a realizar , en donde tambien , en sistemas de Inteligencia Artificial , o en cualquier tipo de mecanismo matematico que necesite algun tipo de integracion matematica de elementos diferentes , tambien se pueden hacer estas investigaciones integradas , a partir de conocer , el mecanismo por el cual , una estructura asimilada se puede integrar selectivamente con una estructura previa , o , lo que es lo mismo , en

el campo mas exacto de la Asimilacion e Integracion , como la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas se integra en relacion a la Inteligencia en Arbol previa selectiva , en donde , de la integracion , surgiran nuevas estimaciones integradas de relaciones entre proporciones empiricas a poner en relacion , si se desea , con otras proporciones teoricas , en las cuales , conocer el grado o medida de incidencia del sesgo de percepcion de la realidad exterior a estudiar , en terminos de conocer como el sesgo se distribuye dentro de las observaciones realizadas , de forma que asi , el conocimiento del sesgo , en la forma de distribucion en las observaciones realizadas , permita de esta suerte , obtener un conocimiento objetivo y riguroso sobre la forma con que la percepcion humana ha podido sesgar la realidad , al ponerse en relacion con valores ideales teoricos , supuestamente isnesgados , es decir , valores teoricos insesgados que no dependen de la percepcion humana para constituirse en si mismos , ya que , lo que induce a sesgo dentro de la investigacion cientifica no es otra cosa que la percepcion del objeto a estudiar , y la forma de tener una idea aproximada de cómo el sesgo de la percepcion incide en la investigacion cientifica , es , poniendo en relacion al modelo empirico observado con respecto el modelo teorico ideal , y asi conocer el grado de sesgo existente entre ambos modelos , uno consecuencia del sesgo de percepcion y otro como consecuencia de la idealizacion de la realidad insesgada en ausencia de percepcion humana . Y ademas , al mismo tiempo que tambien podemos obtener este Nivel de Sesgo entre los elementos a observar , en funcion de que su comportamiento empirico observado , es decir , el conocimiento que del objeto hemos obtenido a traves de la percepcion , es un conocimiento sesgado , tambien se puede conocer ,la forma o medida en que dicho comportamiento sesgado de nuestra percepcion , tiene algun Nivel de Similitud con el ideal a seguir en teoria en la realidad en ausencia de sesgo , en ausencia de percepcion de dicha realidad como modelo teorico standard , es decir , a traves del Nivel de Similitud se puede tambien conocer en que medida , según aproximacion a cero en el logaritmo resultante del logaritmo del cociente entre el valor teorico y el valor empirico , conocer , en que medida , el sesgo de nuestra percepcion es tan minima que se aproxima a una realidad teoricamente insesgada la observacion realizada . En que medida , el sesgo que surge como consecuencia directa de nuestra percepcion de la realidad queda en cierta forma moderado en funcion de que , la observacion empirica perceptiva realizada de la realidad , es una observacion empirica perceptiva muy similar a la realidad teorica idealizada , en la medida que , el cociente entre la realidad perceptiva y la realidad teorica idealizada de un resultado proximo a la unidad de cuyo logaritmo se obtenga un valor proximo a cero , es decir , un valor proximo a la Probabilidad Imposible , ya que , a mayor proximidad a Probabilidad Imposible en el Nivel de Similitud , esto es indice de que neustra percepcion ha sido casi escasamente insesgada , y nuestra percepcion se ha aproximado a lo que realmente seria una realidad en ausencia de sesgo , es decir , en ausencia de induccion de error a causa de nuestra percepcion humana limitada e imperfecta sobre una realidad , que unicamente percibe , de forma parcial y dejando

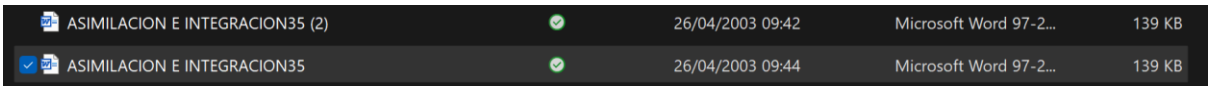
partes de la realidad sin poder conocer , ya que nuestro sistema sensorial perceptivo es limitado y nuestras sensaciones perceptivas se dejan engañar facilmente , ya que nuestra percepcion humana no tiene acceso a todas las partes de la realidad en la total globalidad de lo real . Con este capitulo trigesimo cuarto , he terminado la integracion en la modalidad no selectiva , ahora bien , tal como adverti al iniciar este ensayo de Asimilacion e Integracion , la teoria de Ausubel sobre el aprendizaje significativo , unida a la teoria de Vigotkski de la Zona de Desarrollo Proximo , han sido en esencia las dos teorias sobre spsicologia del aprendizaje que mas me han influido en la presente obra , y en este sentido , en los proximos capitulos que me restan antes de dar por zanjado este ensayo , y empezar mi siguiente ensayo de Teoria General de Probabilidad Imposible , dedicado a Boby Sands , me gustaria matizar algunas de las propuestas mas importantes que la teoria de Ausubel y Vigotski proponen en sus teorias sobre el aprendizaje , a fin de que , si algun dia , cuando mis descubrimientos matematicos puedan disfrutar del reconocimiento internacional , algun dia , las agencias espaciales NASA , ESA, NASDA , realmente quisieran continuar las investigaciones que yo he empezado , y el dia que mis descubrimientos salieran a la luz fuera necesarian necesarias algunas explicaciones o anotaciones , en las que explicar algunas de las cuestiones esenciales de cómo la teoria de Ausubel y Vigotski , en la teoria del aprendizaje significativo y la Zona de Desarrollo Proximo , se pueden complementar , asimismo incluso , si algun dia las investigaciones que desarrollan desde Ginebra los discipulos de Jean Piaget estuvieran interesados en tambien dar un formato matematico a la teoria de Piaget , el dia que mis descubrimientos matematicos puedan ser publicados y ser reconocidos internacional , para este tipo de cuestiones , ya mas que nada aclaratorias , dado que el grueso del ensayo esta casi ya terminado ,salvo algunos comentarios finales en los cuales poder dar una vision mas completa y complementada de los tres capitulos que quedan a este ensayo (mañana tengo que ir a que el dentista me saque la muela del juicio) , en los dos proximos capitulos hare una valoracion general sobre las ideas de Ausubel en relacion al aprendizaje supraordenado , el aprendizaje suordinado y el aprendizaje combinatorias , uniendo las valoraciones que , yo mismo , pueda hacer sobre el aprendizaje , supraordenado , subordinado , combinatorial de Ausubel , a como estas categorias de aprendizaje pueden tener tambien un formato matematico , y como , el formato matematico que se pueda dar a la teoria de Ausubel pueden significa el principio de la aplicación de programas en Inteligencia Artificial en donde se aplique estrictamente la teoria de Vigotski sobre la Zona de Desarrollo potencial , salvo en aquellos aspectos en donde Vigotski da demasiada imporancia a la historia , como es obvio , los robots o ciborgs con sistemas de Inteligencia Artificial no tiene historia , con lo cual , el concepto de historia es realmente anecdotico , aunque si es muy importante tener presente que , si el objetivo que debemos plantearnos es crear sistemas artificiales dotados de Inteligencia Artificial que evolucionen hacia una Afectividad Artificial , entonces , al teoria de Vigotski sobre el aprendizaje cooperativo puede ser la base para la creacion

de modelos matematicos destinados a la creacion de sistemas artificiales capaces de tener relaciones afectivas de colaboracion en la realizacion de una tare , asimismo los sistemas artificiales llegen a tener una sensibilidad afectiva en detectar que problemas puede tener un compañero de su misma especie para poder ayudarle , es decir , muchas de las teorias que han surgido a partir de la teoria de Vigotski orientadas al aprendizaje cooperativo , podria ser de gran interes en la elaboracion de sistemas de cooperacion entre modelos artificiales que se encuentren realizando tareas parecidas o tareas diferentes pero complementarias . Asi pues , los dos proximos capitulos los dedicado a complementar y complentar algunas cuestiones esenciales en la psicologia del aprendizaje , yu asi el tercer y ultimo capitulo lo dedicare a realizar un analisis general del ensayo globalmente ,dando una idea aproximada de cual puede ser el alcance y transcendencia de Asimilacion e Integracion , como dos etapas diferentes pero contiguas de Aprendizaje Artificial , en la creacion de Inteligencia Artificial que pueda madurar hacia formas de Afectividad Artificial , en el cual , cualquier aprendizaje asimilado e integrado se puede formalizar como una probabilidad de sesgo interno para la toma de decisiones , de forma que a mas aprendizaje entonces mayor capacidad de toma decisiones , al mismo tiempo que seamos conscientes de que , la causa ultima del error en la ciencia es la percepcion humana limitada e imperfecta , en donde es realmente muy positivo recordar que , el hombre no es ese ser perfecto que la filosofia de la ilustracion y de la escolastica frecuentemente insinuaba , ya bien como un ser perfecto debido a su capacidad intelectual , o ya bien como un ser perfecto a causa de ser a imagen y semejanza de Dios . El hombre debe comprender , con mas modestia , sus limitaciones , para , a partir de lo que nos limita poder superar las limitaciones y convertir la limitacion en un obstaculo a superar , ya que es asi como se avanza hacia el progreso en la ciencia , a base de superar limites , a base de superar obstaculos , a base de ir reduciendo de forma progresiva el error en la ciencia , el progreso cientifico es un proceso en el cual la ciencia evoluciona en la misma medida que al ser conscientes de nuestras limitaciones y errores intentamos superarlas a base de aumentar la investigacion en aquellos elementos que nos limitan , que no son otra cosa que aquellos elementos que no logramos conocer suficientemente bien , a causa de que el hombre tiene una capacidad intelectual limitada , porque su percepcion es limitada , un aspecto de la realidad humana que es necesario abordar desde una perspectiva absoluamente cientifica , ya que , la unica salvacion del hombre se encuentra en su capacidad cientifica de superar los limites que la naturaleza le impone en contra de su voluntad , si la percepcion nos limita el conocimiento , mientras el hombre mantenga una voluntad firme , cualquier limitacion siempre sera superada , siempre que la voluntad de superacion se imponga sobre los limites ¿ y que es la voluntad en esencia? La voluntad es un conjunto de sistemas de toma decisiones , la voluntad determina al hombre , en la medida que la voluntad del hombre tiene la capacidad de decidir que aspectos de la realidad debe el hombre transformar , y , si el hombre ha ido superando limites y avanzando en la historia de la humanidad , es

porque la voluntad como sistema de toma de decisiones correctas , ha permitido que alli donde habia una limitacion , la decision correcta que tomara la voluntad , permitiera superar cuialquier circunstancia ¿ Llegara un dia a existir seres artificiales , sistemas artificiales , con Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , dotados de eso que llamamos voluntad en el hombre? En mi opinion , algun dia no es dificil que surjan sistemas artificiales dotados de Inteligencia Artificial y Afectitividad Artificial que puedan algun dia incluso generar su propia voluntad de ser ellos mismos en si mismos , lo que en si mismos deseen ser , siendo asi en ultima instancia la voluntad lo que determina el hombre , y determina la transformacion de la circunstancia en que el hombre viva . En ultima instancia , crear un sistema artificial dotado con capacidad de toma de decisiones , es crear un ser artificial capacitado y dotado de voluntad cuasi-humana.

ASIMILACION E INTEGRACION

Segunda parte : Integracion y Probabilidadd



(Capitulo 35)

XXX me tortura con tecnicas psicoacusticas combinadas con pcisologia sovietica , el XXX pretende condicionar mis respuestas fisiologicas de sueño y eyaculacion orgasmica sexual a unos estimulos acustyicos condicionantes . El XXX me quiere asesinar aumentando los volumenes de los ruidos y me tortura aumentando el volumen de los ruidos en presencia de mi madre con distintos ritmos musicales. La comunidad internacional debe castigar al XXX . Si la comunidad internacional me quiere ayudar a mi mismo , y a la XXX , la comunidad internacional puede ayudarnos mediante proteger mis descubrimientos matematicos ,y proteger a mi familia , y mediante que la comunidad internacional sea comprensiva si yo tengo alguna incorreccion al escribir a causa de la tortura .

Mis descubrimientos matematicos son lo suficientemente importantes como para que , si yo muero y mis descubrimientos matematicos se olvidaran , el olvido en caso de mi muerte de mis descubrimientos matematicos si nunca se llegaran a publicara , ocasionaria un retroceso y una perddida de una oportunidad unica en la investigacion matematica , sin precedentes , mis ddescubrimientos matematicos no deberian ser olviddaddos a pesar de que yo muera y mi obra matematica nunca se publicara , por esto mismo , pido por favor , ruego encarecidamente , a las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , que por favor participen en proteger mis descubrimientos matematicos para que nunca se olviden , ya que , si en caso de que yo muriera finalmente , y nunca

se publicaran mis descubrimientos matematicos , las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA perderan una oportunidad unica en la historia de avanzar en la investigacion matematica , ademas de que yo mismo me sentire muy orgulloso de que mis descubrimientos matematicos algun dia puedan ser aplicados por la NASA , ESA, NASDA , en investigacion en el campo de las ciencias espaciales . Tambien quiero reccordar que si he llegado en parte a donde ahora estoy , es gracias a que , a pesar de que he pasado muchos años bajo la incomprension y en ausencia de todo tipo de ayuda en general , ha habido personas como XXX que me han ayudado en cuanto les ha sido posible siempre que han podido , una ayuda de XXX que me ha sido vital para seguira vanzando dia a dia , asi como tambien la cadena de television XXX de Atlanta me ayudo en un momento crucial de mia vida en que tenia que consolidar mi situacion actual , realmente , que espero que tambien algun dia se reconozca la labor que la XXX de Atlanta ha hecho ayudandome , y me sentiria muy honrado si la cadena de television XXX de Atlanta participara en proteger mis descubrimientos matematicos para impedir que se olviden en caso de que yo muera y nunca se publicara .

1º) Ausubel y Vigotski , aprendizaje significativo y Zona de Desarrollo Proximo

Durante el siglo XX pasado la psicologia del aprendizaje descubrio importantes avances , los cuales , empezando con las bases psicologicas que en terminos de percepcion y fisiologia animal crearon en la psicologia fisiologica rusa de Pavlov los conductistas clasicos como Watson , asi como tambien toda la teoria psicologica cientifica de Wundt , o la teoria clasica de Willians James acerca de la percepcion y la atencion como procesos psicologicos elementales , fueron creando una base cientifica desde la cual desarrollar el estudio de la psicologia desde parametros cientificos , en forma de convertir a la psicologia en una cienciaexacta objetiva y empirica , que en lugar de continuar en la vertiente subjetivista y ciertamente un tanto dificil de validar cientificamente como eran las teorias irracionalistas de Shopenhauer y Sigmund Freud , la creacion de la psicologia como ciencia por Wundt , Pavlov , Watson permitieron de esta forma crear una teoria solida , en la cual , la evolucion posterior a partir de las bases cientificascreadas por las teorias de los primeros psicologos , unido al descubrimiento por Ramon y Cajal de la neurona como celula fundamental del cerebro , y la aparicion de la neurociencia como una ciencia solidamente constuida sobre trabajos empiricos en cirujia , a partir del descubrimiento fundamental que desarrollo el Ramon y Cajal , hicieron que a principios del siglo XX , la psicologia fuera algo mas que una simple materia de especualcion metafisica filosofica en torno al ser o la nada , como en cierta forma parodio Sarte en su brillante obra , para convertirse la

psiciologia en una ciencia empirica , con pretensiones de convertirse en una ciencia objetiva ,exacta y basada en el metodo cientifico , el cual , desde la obra filosofica de Descartes hasta al momento presente , el metodo cientifico ha sido el metodo por el cual a partir de la formulacion de una hipotesis deductiva se pretende demostrar con evidencias empiricas que puedan suponer una base fundamental a la hipotesis planteada , aunque en estos momentos el metodo cientifico mas que demostracion de hipotesis se sostiene sobre el falsacionismo de hipotesis a partir de la aplicación del falsacionismo de Popper , un metodo reciente que quizas unicamente ha sido determinante en el ultimo cuarto de siglo XX , que si ha tenido gran relevancia en psicologia , pero que no obstante esta plagado de dudas y dilemas tal como he ido demostrando en mis sucesivas criticas a la estadistica contemporanea , siendo la estadistica un elemento crucial en la investigacion cientifica de esta nueva ciencia que se consolida a partir de Wundt y de Pavlov , y a partir de Ramon y Cajal , y que , ha tenido en las investigaciones factorialistas de la Inteligencia , una de las aplicaciones mas relevantes , en donde la aplicación de la estadistica matematica al estudio de los factores de la inteligencia , ya bien en las teorias de la inteligencia que consideran que la inteligencia se encuentra dominada por un Factor General , y otros Factores Especificos , o aquellas teorias triarquicas de la inteligencia , como la que diseña uno de los psicologos de renombre actualmente como Stermberg , dentro de su teoria triarquica de la inteligencia como base del constructivismo en psicologia , ha hecho en general que la estadistica sea una de las tecnicas de investigacion matematica predominantes en la psicologia como ciencia , siendo la ciencia de la psicologia una ciencia que se empezo a constuir basada en el metodo cientifico , a partir de que los psicologos cientificos abandonan la especulacion metafisica propia del irracionalismo filosofico aleman de Shopènhauer y el irracionalismo psicologico de Sigmund Freud , y empiezan una nueva era en la investigacion psicologica como una ciencia exacta y objetiva . Evidentemente , con esta introduccion al capitulo de hoy no quiero indicar que la teoria de Freud o la teoria de Shopenhauer estan carente de interes , ya que algunos aspectos de la teoria de Freud como la clasificacion del desarrollo evolutivo del incosciente humano , según zonas erogenas en donde el niño centra la sensacion de placer , al principio nada mas nacer la fase orofacial , despues , en torno a los tres años la fase anal , despues los procesos psicologicos complejos de Edipo en el niño y Electra en la niña , con el sindrome del miedo a la castracion , para despues pasar por una fase de latencia hasta redescubrir el placer sensorial en la adolescencia con el cambio del comportamiento hormonal genital , es evidente que Sigmund Freud tiene algunos elementos de gran interes dentro de su obra teorica , y que ademas , podrian ser estudiados objetivamente si el concepto de “eros” o “tanatos” como el concepto de “inconsciencia” , “ello” , o el concepto de “superyo” se pudieran definir en terminos operativos en tecnicas de investigacion cientifica basadas en observaciones y aplicaciones de tests de inteligencia . Es decir , la teoria de Sigmund Freud es una teoria que tiene muchos elementos de gran interes , ahora bien , tambien dentro de la teoria

de Freud existen muchos aspectos que son puramente metafisicos especulativos , de hecho , muchos psicoanalistas que tienen una orientacion freudiana , creen realmente necesaria la reforma de algunas de las ideas de partida del psicoanalisis de Freud ya que , creen , que Freud era de ideologia conservadora en algunos cuestiones como la consideracion del papel femenino en la evolucion pcisologica , o algunos psicologigos que ahora mismo trabajan en el desarrollo del psicoanalisis creen realmente que Freud nunca llego a comprender del todo aspectos humanos como la homosexualidad , es decir , Freud tiene algunos aspectos teoricos realmente lucidos , pero tambien hay otros aspectos en la teoria del psicoanalisis que deben ser revisados y adaptados a las nuevas ideologias y tendencias modernas . La propia Escuela de Fracfurt , dirigida por Horkheimer partiendo de un analisis psicoanalista , como por ejemplo Marcuse en su obra ya clasica “el hombre unidimensional” , parten de analisis psicoanaliticos en donde reformulan algunas de las ideas generales sobre la sexualidad masculina y femenina que Freud expuso en su teoria , al igual que la manera en que es interpretada la obra de Freud por filosofos como Sarte o Simon de Baivour en su obra ya clasica titulada “ El segundo sexo” en donde se analiza la sexualidad femenina , hay muchos conceptos que teniendo un origen psicoanalitico proponen una reforma total de la teoria del propio Freud . Igualmente tambien es conveniente citar que la filosofia de Shopenhauer tiene algunos aspectos de gran interes al remarcar la insaciabilidad del hombre en la consecucion de sus deseos , en todo deseo conseguido se vuelve algo ya carente de valor emocional , y la lucha del hombre es una lucha agonica por lograr lo que nunca puede conseguir , ya que , según Shopenhauer , todo aquello que el hombre desea y sin embargo al final consigue , es algo que en cuanto se obtiene deja de ser objeto de deseo , de forma que continuamente el hombre insaciable en su deseo , constantemente desea cosas que en cuanto las logra dejan de tener valor de deseo , y automaticamente el hombre pasa a desear otra cosa , en un proceso agotados e incansable en el cual el hombre termina conbustionandose en su propio deseo inagotable , en donde al final la solucion es tener una actitud ante la vida similar al de los monjes budistas , la solucion ante el problema del de la esencia de las ideas y sus representaciones aparentes , es al vida contemplativa comoe xtasis del espiritu en el triunfo de la mente sobre el cuerpo y la materia , es decir , Shopenhauer es un claro neoplatonico , que apuesta decididamente por una vision contemplativa del espiritu sobre la materia esteril , en la cual se pueda llegar al mundo de las ideas trascendiendo las represetaciones empiricas que la materia representa para engañar nuestros organos sensoriales . De esta forma , si bien la perspectiva irracionalista de Shopenhauer sobre como los deseos carence de valor absolutamente en el momento que el objeto deseado se logra , es una teoria de dificil demostracion cientifica , de utilizarse el metodo cientifico , por el contrario , lo que si demuestra la teoria de Shopenhauer de manera realmente interesante es como la aplicación de la filosofia neoplatonica en el extasis del espiritu en la vida contemplativa sobre la materia inerte y esteril , proporciona una base solida , desde la cual comprender algunas de las

cuestiones esenciales en la matematica moderna . La idea central de Shopenhauer en este sentido es que , el hombre rapidamente deja de interesarse por aquel objeto de deseo que finalmente logra conseguir , porque en el momento en que el hombre tiene ante si dicho objeto de deseo , se hace consciente de la desilusion que obtiene al comprobar que el objeto de deseo es unicamente un elemento mas material de la vida material , ante lo cual , o bien el hombre automaticamente desea otra cosa nueva o bien el hombre se hace consciente que ningun bien material es capaz de satisfacer la paz espiritual , ante lo cual la unica solucion real posible para el hombre es la vida contemplativa y el conocimiento del mundo de las ideas , para escapar de las representaciones materiales que engañan nuestros sentidos , de esta forma ¿ con que finalmente se identifica Shopenhauer? La filosofia irracionalista de Shopenhauer que es la piedra angular de la filosofia de Federico Nietszche , parte asi de una sintesis entre la filosofia platonica y el espiritualismo budista oriental , en el cual el mayor error del hombre es desear bienes materiales que nunca nos llegan a satisfacer enteramente ya que el hombre , según Shopenhauer , al igual que ya mucho antes creia Platon , al igual que el propio Buda lo creia asi , al igual que Cristo o Mahoma , o al igual que Moises o al igual que Abrahan , unicamente llegara a tener paz en el alma , cuando el hombre llegue a comprender que los bienes materiales nunca nos llegan a satisfacer enteramente , porque el ser humano esta constituido fundamentalmente de espiritu , y el espiritu nunca se satisface con bienes materiales porque los bienes materiales son limitados cuando nuestra alma y espiritu es transcendental , de forma que un esmpiritu libre o un alma humana , siendo un espiritu transcendente y un alma trasncendental nunca podran satisfacerse con bienes materiales limitados , porque el alma humana es infinitamente transcendental mientras los bienes materiales son limitados , ya que como afirma la teoria de Kant el alma humana es infinita porque el alma humana transciende a la muerte , de forma que , si el espiritu es capaz de sobrevivir a la muerte , y el hombre en alma vive despues de la muerte en forma de espiritu que escapa de la carcel del cuerpo material que condena al cuerpo a la vida terrenal , tal como afirmaba ya la teoria de Platon , mucho antes de nacer Cristo , entonces , el hombre necesita unasatisfaccion infinita para un alma infinita capaz de transcender a la propia muerte , porque el hecho de que el alma humana sea inmortal trascendiendo a la muerte hasta que el alma humana pueda satisfacerse con bienes materiales , y el alma humana solo se puede satisfacer con la vida de la comtenplacion del mundo de las ideas . El problema de toda esta especulacion metafisica que subyace en la teoria filosofica de Kant , Platon , Shopenhauer , es que , parten de la tesis de que el alma humana es inmortal trascendiendo a la muerte lo cual es muy dificil de demostrar cientifica , y Miguel de Unamuno un filosofo vasco , afirmaba que , el concepto de trasncendencia , es decir , el concepto de inmortalidad del alma mas alla de la muerte en forma de transcendencia del espiritu del hombre liberandose de las cadenas del cuerpo material en el epifenomeno de la muerte , es un producto intelectual producido delivberadamente por el miedo humano a la muerte , ya que dentro de la filosofia de

Miguel de Unamuno , siendo uno de los filosofos vascos de mas renombre internacional , Unamuno sostiene que el miedo a morir que sufrimos los hombres es lo que nos hace diferentes a los animales , ya que , mientras ningun animal siente miedo a la muerte , el hombre si tiene miedo a la muerte , y es el miedo a la muerte que siente el hombre lo que produce que el hombre sienta deseos de trasncendencia del alma como forma asi de al menos conceptualmente , con el concepto de trasncendencia del espiritu , el hombre creer que si alma es inmortal y de esta forma asi al menos , conceptualmente , el hombre reducir su miedo a la muerte mediante la construccion conceptual de la existencia una vida despues de la muerte , una vida a la cual el hombre transciende en espiritu y alma , en donde , ademas , como forma de organización moral de la sociedad , la sociedad ha utilizado esta construccion conceptual de la transcendencia del alma y espiritu despues de la muerte , para asi , para mantener el orden social y economico , para mantener la moral y la etica , la sociedad utiliza esta necesidad psicologica del hombre de transcendencia para , a partir de introducir el miedo a la muerte en el hombre , el hombre con miedo a la muerte se ajuste a un comportamiento economico y social determinado moralmente y eticamente que interese a los grupos de poder economico de la sociedad , para que mantener el orden social establecido , siendo asi esta necesidad de transcendencia psicologia que el hombre siente ante el miedo a la muerte lo que permite perpetuar eternamente el orden economico y social bajo unas reglas morales , en donde , si el hombre no se comporta según dictan las leyes sociales y economicas , el hombre sera castigado al infierno , y asi el hombre no podra salvar su alma del fuego eterno , mientras que si el hombre se comporta según lo legalmente establecido , el hombre se ganara el paraiso en el mas alla . El concepto de transcendencia del alma ha sido tradicionalmente tambien una forma con la cual la psicologia era entendida en toda la humanidad , casi todas las sociedades humanas tienen algun tipo de concepto abstracto de transcendencia , y si se estudia antropologicamente el origen de las civilizaciones , se podra observar como las primeras grandes civilizaciones humanas como el imperio egipcio bajo el gobierno de lso faraones , como los primeros imperios en China coetaneos al surgimiento del imperio de los faraones y las piramides egipcias , eran ya estructuras sociales complejas en donde el mantenimiento del orden social y economico se sostenia basicamente sobre el miedo que la sociedad tenia al castigo eterno en la otra vida . Ahora bien , este tipo de investigaciones psicologicas como las que hace el filosofo vasco Miguel de Humano , o estas investigaciones psicologicas como las que hace Shopenhauer , o Sigmund Freud , son una forma de comprender e interpretar la psicologia humana desde su vertiente metafisica , que en poco pueden servir para la creacion de una psicologia cientifica , en donde , la base de la psicologia cientifica que hoy en dia se investiga en las principales universidades de todo el planeta , o la psicologia cientifica que esta siendo estudiada en los laboratorios de las agencias espaciales NASA , ESA , NASDA , o en agencias espaciales en vias de desarrollo como el ISRO de la India , o en las agencias espaciales de Indonesia o Egipto , son teorias

cientificas psicologicas fundadas en el metodo cientifico , el cual se estructura sobre una base matematica , actualmente la base matematica del metodo cientifico es el falsacionismo (pero , en mi mas sincera opinion , agun dia , cuando mis descubrimientos matematicos puedan obtener el reconocimiento internacional no tengo la menor duda de que , algun dia la matetica del siglo XXI y del tercer milenio , se estructuraran en funcion de mis descubrimientos matematicos en Probabilidad Imposible) . El origen del metodo cientifico se encuentra en las primeras investigaciones filosoficas encaminadas a conocer cientificamente el conocimiento sensorial del hombre : Francis Bacon con su teoria sobre la experimentacion cientifica como base de la ciencia moderna , sienta las bases de lo que posteriormente sera la experimentacion cientifica en la psicologia ya fundada sobre bases cientificas , muchas de las investigaciones filosoficas que sobre los organos sensoriales realizan Hobbes , Locke , Rousseau , y toda la teoria del contrato social , fundan las bases de una forma de comprender los procesos psicologicos basicos del hombre fuera de cualquier tipo de metafisica , en donde , los procesos psicologicos basicos del hombre entendidos como : percepcion , atencion , motivacion , procesos mentales de induccion , deduccion , procesamiento de la informacion , psicologia social , interaccionismo social , etc , son bases conceptuales de la psicologia cientifica moderna que fueron lentamente consolidando en la labor filosofica con animo de crear una psicologia cientifica que se fue gestando a lo largo de siglos de investigacion filosofica , en una investigacion en donde se aunaba tanto la investigacion puramente filosofica con la investigacion fisica , el descubrimiento del espectro de la luz , los descubrimientos sobre la estructuracion del ojo humano , los conocimientos acerca de la estructuracion del oido , los conocimientos relativos a la estructura del cerebro , etc , iban formando una ciencia moderna , en la cual la investigacion psicologica superaba la metafisica psicologica de la transcendencia , hacia la concreccion de conceptos empiricos y demostrables de operaciones psicologicas basicas de la psicologia humana , tanto en sus funciones sensoriales como en procesos intelectuales . Y sobre la base de toda esta evolucion hacia una psicolgia cientifica , es como en el siglo XX aparecen las teorias del aprendizaje dentro de la psicologia como ciencia , entre las cuales , siendo quizas una de las mas conocidas la teoria de JeaN Piaget , desde que la pistemologia genetica de Piaget consolida los conceptos de asimilacion y acomodacion como estructuracion del aprendizaje , la aparicion y diversificacion de teorias cientificas sobre el aprendizaje tuvieron dos momentos culminantes , la teoria de Ausubel sobre el aprendizaje significativo a partir de aprendizajes supraordenados , subordinados y combinatorial , y Vigotski con la teoria del aprendizaje significativo . La aparicion de Piaget con una teoria del aprendizaje conginitivista revoluciono la psicologia de aquella etapa de la evolucion en la psicologia como ciencia , ya que , hasta el momento en que Piaget entra a realizar sus aportaciones en psicologia , a principios del siglo XX , los descubrimientos de Ramon y Cajal sobre la neurona , se encontraban todavia en proceso de investigacion y la

neurociencia como tal era incapaz de dar soluciones desde la neurociencia para explicar el comporttamiento psicologico humano , mientras la psicologia como ciencia se orientaba al conductismo como forma de aprendizaje basico en el ser humano . La primera teoria solida sobre el aprendizaje fue desarrollada por los conductistas , según el conductismo , el hombre aprende a base de asociacion de una respuesta condicionante a un estimulo condicionante , el proceso normalmente , se da sobre la base de que una respuesta fisiologica no condicionada a partir de un estimulo no condicionado natural , si sobre este estimulo no condicionado se aplica un refuerzo primario en forma de estimulo condicionante , finalmente la respuesta fisiologica estara condicionada al refuerzo primario . La teoria de Pavlov depsues fue modificada sustancialmente con las teorias de Thorndike y Skinner en las cuales , ademas de refuerzos primarios se introducian refuerzos secundarios en forma de castigo o recompensa , en donde , se intentaba manipular el aprendizaje del hombre a base de condicionar las respuestas humanas a estimulos de recompensa y asi evitar el castigo . Este tipo de psicologia del aprendizaje que desarrolla Skinner basicamente desde la Universidad de Harvard , sin embargo recibio muchas criticas , las principales criticas provenian de los seguidores de Sigmund Freud y de los seguidores de Piaget , sin embargo , Skinner facilmente podia rebatir las teorias de Freud acusandolas de ser metafisicas , ahora bien , para rebatir la teoria de Jean Piagat era dificil , ya que Jean Piaget si se fundaba sobre investigacion fundadas en el metodo cientifico . Jean Piaget con el programa HEAD y con otros sistemas de observacion cientifica hizo un metodo de investigacion cientifica del aprendizaje de los niños ,extrapolable al aprendizaje en general de cualquier hombre , basado en la asimilacion y la acomodacion , en donde , el proceso de aprendizaje se estructuraba de manera que , todo aprendizaje es asimilado para despues pasar por un proceso de acomodacion a las estructuras anteriores , es decir , el hombre aprende y asimila conocimientos nuevos del medio ambiente que despues acomoda sobre los conocimientos previos anteriores que haya ido obteniendo . Este proceso de asimilacion y acomodacion fundamental en el proceso de aprendizaje tal como Jean Piaget lo explica , fue a pesar de todo , una aproximacion cientifica utilizando el metodo cientifico para explicar el proceso de aprendizaje que presentaba serias dudas , ya que en ultima instancia siempre Piaget tendia a condicionar todo aprendizaje a procesos biologicos organicos lo cual era poner limites al proceso de aprendizaje , unos limites que en verdad no tenian porque existir , la teoria de Piaget no obstante fue la primera piedra hacia una teoria del aprendizaje mucho mas mejorada , que es la teoria de Ausubel y la teoria de Vigotski . La teoria del aprendizaje sgnificativo de Ausubel realizada sobre la base del metodo cientifico en donde Ausubel sometio a experimentacion muchas de sus tesis , por ejemplo , Ausubel hizo estudios estadisticos sobre si los organizadores previos realmente mejoraban el aprendizaje , o sobre si la forma de estructurar los aprendizajes era supraordenado o subordinaro o combinatorial , suponen ya una sistematizacion mucho mas ampliado de las ideas de Piaget : el hombre no aprende debido a que

estimulos de refuerzo secundario o refuerzos primarios , condicionen la conducta humana , tal como creia Pavlov y Skinner y fue duramente criticado por Jean Piaget , solo que a esta critica de Piaget , lo que hace Ausubel es explicar como en el proceso de asimilacion y acomodacion los nuevos aprendizajes se integran con los conocimientos anteriores , en donde , es cierto que el aprendizaje no se produce por estimulos-respuestas , sino que el aprendizaje es un producto de asociacion de ideas , la forma con que el aprendizaje se estructura en la asociacion de ideas se debe a asociaciones entre las nuevas ideas aprendidas y los conocimientos anteriores que tuviera el sujeto experimental , y esta asociacion de ideas puede ser de tres tipos , a saber , supraordenada , subordinada y combinatorial , y , esta asociacion de ideas puede darse ya bien sobre conocimientos basados en representaciones , mentales de algun objeto de entidad material o en conceptos abstractos mas generales , o en proposiciones linguisticas . En la teoria de Ausubel , normalmente , los aprendizajes de conceptos son aprendizajes supraordenados , los aprendizajes de represetnaciones mentales de objetos materiales son aprendizajes subordinados , y los aprendizajes relativos a proposiciones linguisticas , si bien no siempre , suelen ser aprendizajes conbinatoriales . Mientras Ausubel supone una modificacion sustancial , hacia una mejora , en la explicacion de cómo el aprendizaje se produce por asociacion de ideas , entre las nuevas ideas aprendidas y los conocimientos anteriores , otra teoria cognitivista , en este caso en Rusia , la psicologia de Vigotski , supone tambien un complemento ideal a muchas de las tesis que la psicologia cognitivista empezo a realizar en la decada de los años veinte y los años treinta en el primer tercio del siglo XX , y que en los años sesenta , a partir de la segunda mitad del siglo XX , empiezan a extenderse por todas las instituciones de investigacion psicologica desde el marco de la aplicación del metodo cientifico , dentro de la psicologia como una ciencia basada en el metodo cientifico . La teoria de Vigotski de la Zona de Desarrollo Proximo afirma que la inteligencia no es estatica sino dinamica , y que la inteligencia depende del nivel que el hombre logre en la utilzacion de herramientas mentales , ya que , si el hombre fue hombre el dia en que el hombre empezo a demostrar inteligencia con la utilizacion de herramientas , entonces , es el nivel de utilizacion de herramientas lo que demuestra el nivel de inteligencia , que puede mejorarse y por tanto modificarse , de manera que la inteligencia no es estatica , el grado de modificacion de la inteligencia es igual a la Zona de Desarrollo Proximo , una teoria cientifica que esta siendo utilizada en todo el mundo con objeto de diseñar planes de mejora y modificacion de la inteligencia , una forma de mejorar la inteligencia que frecuentemente se encuentra combinada con las teorias de Ausubel ¿ como? A esta pregunta es a la que intentare dar respuesta en este capitulo y en el siguiente , aclarando igualmente la forma de aplicarse este ¿cómo? En el diseño de modelos de modificacion de la inteligencia , en sistemas de tecnologia avanzada tal como se podrian hacer , el dia que mis descubrimientos salgan a la luz , en la NASA , ESA , NASDA , o en agencias en vias de desarrollo como el ISRO , en los planes de investigacion tecnologica en agencias en vias de desarrollo como las de

Indonesia o Egipto , en esencia , el objetivo que me he propuesto para este capitulo y el siguiente es demostrar , que , a traves de la Asimilacion e Integacion , tal como he explicado en este ensayo , es posible no solo crear sistemas artificiales dotados de Inteligencia Artificial capaces de tener Aprendizaje Artificial en forma de , aprendizajes asimilados e integrados en forma de probabilidades de sesgo interno para la toma de decisiones , que puedan evolucionar hacia la consecucion de una Afectividad Artificial , sino que ademas , la Inteligencia Artificial y la Afectividad Artificial se puede modificar y mejorar con programas de Aprendizaje Artificial que puedan incoporar elementos de modificacion de la inteligencia de Vigotsky acombinados con elementos significativos de Ausubel .

1. Aprendizaje supraordenado dentro de la Probabilidad Imposible

La teoria matematica de la Probabilidad Imposible incorpora elementos de la teoria de Ausuel y elementos de la teoria de Vigotski , ya solo el hecho de que la Probabilidad Imposible se fundamente en la posibilidad de poder modificar y mejorar la Inteligencia Artificial es un claro elemento que evidencia la influencia de Vigotski sobre la Probabilidad Imposible , ya que el primer psicologo cientifico en demostrar la posibilidad de modificacion de la inteligencia humana fue Vigotski , al igual que el hecho de que la forma de estructurar , en un sistema artificial , la Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial en el marco de la Probabilidad Imposible , en un sistema jerarquico de conceptos , en funcion de nodos superiores , nodos intermedios , y nodos inferiores , en funcion de los cuales se producen asociaciones entre los conceptos nuevos asimilados al integrarse con los conocimientos anteriores que pudiera tener el sisdtema ya incoporados o aprendidos despues de procesos de aprendizajes anteriores , es un elemento que indica claramente la influencia de Ausubel en la Probabilidad Imposible . Dentro de estas dos claras influencias que suponen Ausubel y Vigotski en la Probabilidad Imposible , en Asimilacion e Integracion he demostrado como la Probabilidad Imposible puede ser una teoria matematica que solucione los problemas en creacion de Inteligencia Artificial en funcion de los problemas que plantea el diseño matematico de sistemas artificiales capaces de aprender , y capaces de tomar decisiones . Si en los ultimos capitulos de la Segunda Parte de Intuicion y Probabilidad explique la Inteligencia en Arbol , ha sido esencialmente la Inteligencia en Arbol la verdadera piedra angular de Asimilacion e Integracion , ya que practicamente casi toda la teoria de Asimilacion e Integracion gira en torno a la Inteligencia en Arbol como estructurar jerarquica del aprendizaje tanto en la etapa priemra de asimilaciones

como en la segunda etapa de las integraciones , siendo la Inteligencia en Arbol el principal elemento de Asimilacion e Integracion en funcion de la cual se hicieron las restantes formulaciones . Ahora bien ¿ que es la Inteligencia en arbol? Una estructura jerarquica del aprendizaje , aunque como he indicado en otros momentos de este mismo ensayo , la Inteligencia en Arbol podria tener otras aplicaciones en investigacion matematica heuristica en general , ademas de en programas de tecnologia avanzada , hacia la creacion de sistemas artificiales con consciencia propia de si mismos , e incluso , algun dia , capaces de tomar decisiones por si mismos que puedan permitir tener a un sistema de Inteligencia Artificial llegar a tener eso que llamamos voluntad , es decir , Voluntad Artificial , en esencia , toda mi obra matematica que titule Probabilidad y Decision podria considerarse una investigacion orientada hacia la consecucion de una forma de Voluntad Artificial dentro de la Inteligencia Artificial en general . Dentro de la estructurar jerarquica del aprendizaje que supone la Inteligencia en Arbol , la Probabilidad y Decision como conjunto de toma de decisiones de probabildiad de sesgo interno tiene un gran valor , como es facilmente comprensible , siendo en toda esta estructura , quizas , uno de los elementos en los cuales quizas teoricamente todavia no he profundizado demasiado , el vertice superior de la estructura , la base de lo que seria al aprendizaje supraordenado en la teoria de Ausubel , siendo el Aprendizaje Artificial la base de la futura modificacion de la Inteligencia Artificial dentro de la teoria de Vigotski . En la teoria de Ausubel el aprendizaje supraordenado se produce cuando , un conocimiento nuevo de categoria de abstraccion superior , pasa a englobar a concetos de menor categoria de abstraccion , es decir , el aprendizaje supraordenado es aquel en donde los conceptos mas abstractos engloban a concetos menos abstractos como en una taxonomia normalmente los elementos generales incluyen a los concretos , este proceso se conoce como proceso de inclusion de los aprendizajes ¿ La teoria de los conceptos inclusores dentro de la teoria de Ausubel pueden tener algun tipo de replica , dentro de la teoria que en Probabilidad Imposible he descrito, como Asimilacion e Integracion en forma de Inteligencia de Arbol? En mi opinion si , ahora bien , este tipo de aprendizaje supraordenado necesitara que en el futuro , cuando mis descubrimientos matematicos salgan a la luz , las investigaciones a reste respecto sean de suficiente calidad cientifica como para poder replicar matematicamente el comportamiento de asociacion de ideas que hace el hombre en sistemas de robotica avanzada , con capacidad de ser utilizada en investigacion matematica descriptiva en general , y no solo en inovacion de programas tecnologicos en cibernetica . El dia que mis descubrimientos matematicos puedan disfrutar del reconocimiento mundial , si las agencias espaciales como la NASA , ESA , NASDA , o agencias en vias de desarrollo como el ISRO de la India , o las agencias de Indonesia o Egipto quieren desarrollar sistemas de Inteligencia Artificial a traves de procedimientos matematicos , como yo he descubierto en Asimilacion e Integracion , o si algun dia , los discipulos de Jean Piaget quiren dar en Ginebra una base matematica a la teoria de Piaget , entonces , ese

dia las investigaciones en como dar formato matematico a procesos psicologicos basicos humanos se puede convertir en una tarea de investigacion matematica realmente importante , y que exija la maxima atencion internacional ¿ como se podria replicar el aprendizaje supraordenado de Ausubel dentro de la Probabilidad Imposible , en el campo de Asimilacion e Integracion matematica? Hay que estudiar minuciosamente lso diferentes casos en los que nos podriamos encontrar :

1.1.1)Aprendizaje supraordenado clasico en la teoria de Ausubel : en el proceso de la integracion , un concepto inclusor previo incluye a conceptos asimilados de menor nivel de abstraccion

Dentro de la teoria de Probabilidad Imposible , al estructura jerarquica hace que , el concepto mas abstracto de todos sera el Ultimo Punto en modalidades no selectivas , es decir , el Ultimo Punto en la modalidad no selectiva es la maxima abstraccion posible , al igual que la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total o la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total es el nodo superior en la modalidad selectiva , en donde por tanto la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica Total y la Puntuacion Logaritmica Mas Probable Empirica Total es la maxima abstraccion posible en la modalidad selectiva anlizada . Supongamos la siguiente estructuracion basada en nodos superiores , en donde aquie pasare por alto o hare abstraccion , de que sean en modalidad no selectiva o selectiva , expondre unicamente una estructira general :

1.1.1.1) Tabla de un caso hipotetico de estructura jerarquica en Inteligencia en Arbol , en la estructura previa del sistema

Eestructura Previa			
Nodo Superior	Nodo Intermedio	Nodo inferior	
Estructura previa del sistema en conocimientos sobre materiales de escritorio			
Elmentos de un escritorio	Herramientas	Ordenador	
		Impresora	
		Portafolios	

		Boligrafos
	Muebles	Mesa
		Silla
		Estanteria
		Biblioteca
		Armario
		Sofa
Estructura de conocimientos previos del sistema en biologica		
La biologia estudia	Tipos de seres vivos	Unicelulares
		Animales
		Acuaticos y/o anfibios
		vegetales
	La celula como elemento fundamental se estructura de	Menbrana celular
		Citoplasma
		Menbrana nuclear
		Cromosomas
		genes

Esto que acabo de exponer serian conocimietos previos del sistema en una serie de aspectos de la realidad como puede ser el conocimiento de que elementos componen un escritorio , o algunos conceptos fundamentales sobre biologia basica animal , vegetal , acuatica , unicelar , y los elementos de la celula . Sobre esta estructura previa , el sistema sin embargo ha realizado una serie de aprendizajes de un nivel de concreccion mucho mayor , como por ejemplo :

1.1.1.2) tabla de un caso hipotetico de estructurar jerarquica de Inteligencia en Arbol de asimilaciones en un nivel de abstraccion inferior al de la estructura previa

Estructura asimilada			
Nodo Superior	Nodo Intermedio	Nodo Inferior	
Conceptos asimilados sobre el ordenador			
El ordenador	Sirve para	Procesar informaciones	
		Comunicarse por internet	
		Pasar a limpio informes	
		Hacer graficos , diseños , etc.	
	Se compone de	Monitor de imagen	
		Teclado	
		Torre con memoria de disco duro y microchips de procesamiento de informacion	
Conceptos asimilados sobre los genes			
Los genes	Sirven para	Almacenar informacion	
		Comunicar informacion de los genes de los padres a los genes de los hijos	
		Mejorar la informacion genetica a medida que las generaciones de padres e hijos tienen mas combinaciones geneticas en sus contactos sexuales	
	Se componen de ADN quimicamente formadas de	Fosfato como enlace en cadenas de ADN	
		Pentosa	

		Base nitrogenada

Ahora bien , tenemos una estructurar jerarquica de las asimilaciones y tenemos una estructurar jerarquica de los conocimietos previos del sistema , es hora de hacer la integracion de los aprendizajes en relacion a las ideas anteriores

1.1.1.3) Integracion de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones a la Inteligencia en Arbol previa

La modalidad matematica que yo he realizado en Asimilacion e Integracion es , en general , ya bien en la modalidad no selectiva integrar a partir ya bien de nodo superior , nodo intermedio o nodo inferior , o en la modalidad selectiva integrar a partir de la Puntuacion Logaritmica Promedio Empirica , Total o Relativa , Integrada y la Puntuacion Logaritmica Promedio Mas Probable Empirica , Total o Relativa , Integrada y despùes Metodo de Probabilidad Porcenual , de lo cual , aplicase la modalidad que se deseara aplicar en cualquiera de las formas de integracion matematicas descritas , el resultado seria el siguiente :

1.1.1.3.1) Resultado de integrar la estructura asimilada en relacion a la previa en el matematico expuesto en Asimilacion e Integracion en el marco de la Probabilidad Imposible .

La forma con que la integracion de las estructuras asimiladas y las estructuras previas se haria , dentro de la teoria de Probabilidad Imposible , seria la siguiente , en lineas generales , y sin realizar los calculos matematicos precisos a modo de esquema general del resultado final que se obtendria , expondre la siguiente tabla sobre que resultado se obtendria , esquematicamente de hacerse la integracion , en cualqueira de sus formas y modalidades :

Estructura integrada , dentro del marco de Asimilacion e Integracion			
Nodos Superiores	Nodos Intermedios	Nodos Inferiores	

Conceptos asimilados sobre el ordenador		
El ordenador	Sirve para	Procesar informaciones
		Comunicarse por internet
		Pasar a limpio informes
		Hacer graficos , diseños , etc.
	Se compone de	Monitor de imagen
		Teclado
		Torre con memoria de disco duro y microchips de procesamiento de informacion
Conceptos asimilados sobre los genes		
Los genes	Sirven para	Almacenar informacion
		Comunicar informacion de los genes de los padres a los genes de los hijos
		Mejorar la informacion genetica a medida que las generaciones de padres e hijos tienen mas combinaciones geneticas en sus contactos sexuales
	Se componen de ADN quimicamente formadas de	Fosfato como enlace en cadenas de ADN
		Pentosa
		Base nitrogenada
Estructura previa del sistema en conocimientos sobre materiales de escritorio		

Elmentos de un escritorio	Herramientas	Ordenador
		Impresora
		Portafolios
		Boligrafos
	Muebles	Mesa
		Silla
		Estanteria
		Biblioteca
		Armario
		Sofa
Estructura de conocimientos previos del sistema en biologica		
La biologia estudia	Tipos de seres vivos	Unicelulares
		Animales
		Acuaticos y/o anfibios
		vegetales
	La celula como elemento fundamental se estructura de	Menbrana celular
		Citoplasma
		Menbrana nuclear
		Cromosomas
		genes

Es decir , se habria , de hacerse esta integracion , en la modalidad no selectiva ,desde el nodo superior con las probabilidades empiricas de los nodos superiores , y despues los nodos intermedios e inferiores integrados ya bien con Metodo Porcentual de

Integracion y despues la Probabilidad Corregida , o el Metodo de Probabilidad Porcentual ; o de hacerse en la integracion con la probabilidad empirica de los nodos intermedios , aplicación del Metodo de Probabilidad Porcentual sobre nodos inferiores integrados , y despues obtencion de los Nodos Superiores Integrados Totales , o los Nodos Superiores Integrados Relativos ; o de hacerse en la integracion desde nodo inferior , obteniendo asi los nodos integrados superiores e intermedios , ya bien en forma relativa o total ; o de hacerse en la modalidad selectiva a partir de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empriicas , Totales o Relativas Integradas , o las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables , Totales o Relativas , Integradas , y posterior aplicación del Metodo de Probabilidad Porcentual , en cualquier caso , el modelo de integracion obtenido , hubiera sido el que acabo de representar esquematicamente en la tabla que ahora mismo acabo de realizar ¿pèro habria otras formas de poder realizar la integracion matematica de las estructuras asimiladas y previas? Por supuesto que habria otras formas de hacerse la integracion como por ejemplo :

1.1.1.3.2) Otras formas de hacer la integracion entre asimilaciones y conocimientos previos anteriores

Otra forma de hacerse la integacion matematica							
Nodo superior	Nodo Intermedio	Nodo Inferior	Sub-nodo Intermedio	Sub-nodo inferior			
Estructura previa del sistema en conocimientos sobre materiales de escritorio							
Elmentos de un escritorio	Herramientas	Ordenador	Sirve para	Procesar informaciones			
				Comunicarse por internet			
				Pasar a limpio informes			

				Hacer graficos , diseños , etc.
			Se compone de	Monitor de imagen
				Teclado
				Torre con memoria de disco duro y microchips de procesamiento de informacion
		Impresora		
		Portafolios		
		Boligrafos		
	Muebles	Mesa		
		Silla		
		Estanteria		
		Biblioteca		
		Armario		
		Sofa		
Estructura de conocimientos previos del sistema en biologica				
La biologia estudia	Tipos de seres vivos	Unicelulares		
		Animales		
		Acuaticos y/o anfibios		
		vegetales		

	La celula como elemento fundamental se estructura de	Menbrana celular		
		Citoplasma		
		Menbrana nuclear		
		Cromosomas		
		genes	Sirven para	Almacenar informacion
				Comunicar informacion de los genes de los padres a los genes de los hijos
				Mejorar la informacion genetica a medida que las generaciones de padres e hijos tienen mas combinaciones geneticas en sus contactos sexuales
			Se componen de ADN quimicamente formadas de	Fosfato como enlace en cadenas de ADN
				Pentosa
				Base nitrogenada

Ahora bien , esta forma alternativa de realizarse la integracion de las asimilaciones , que en realidad es la forma que propone Ausubel esencialmente , es una forma de hacer la integracion para la cual , es necesaria incrementar la investigacion matematica , en lineas generales , la forma en que en esta tabla ahora mismo realizada acabo de exponer la integracion de los conocimietos previos , realmente que no se ajusta a las formas de hacer la integracion tal como las he venido realizando durante este ensayo , pero en mi opinion , la base fundamental con que esta forma de integracion podria hacerse es la siguiente : la integraciones de las asimilaciones en relacion a conocimientos previos que acabo de hacer ahora se podria hacer atendiendo el Metodo de Probabilidad Porcentual de la siguietne forma , supongamos por ejemplo la siguiente integracion matematica , en donde ahora si dare valores matematicos a cada sujeto u opcion, para reducir la complejidad , unicamente hare la siguiente integracion con la modalidad no selectiva utilizando el Metodo de Probabilidad Porcentual , unicamente con el metodo geometrico :

Elmentos de un escritorio (0,25+0,1) :2=0,175	Herramientas Con el metodo geometrico (((0,25+0,25):2)+ ((0,3+0,2):2):2= 0,25	Muestra previa Orden a-dor **p(xi)= 0,25 = 100% en proceso de integracion**	**NO INTE GRA**	**NO INTEGRADO DOS**	**NO INTEGRA DO**
			Ultimo Punto asimilaciones	Sirve para Con metodo geometrico	Procesar informaciones p(xi)=0,3

			(0,25+0,35):2= **0,3 =** **100% de no integrados**	(((0,3+0,4):2)+((0,1+0,2):2)):2=0,25	
					Comunicarse por internet p(xi)=0,4
					Pasar a limpio informes p(xi)=0,1
					Hacer graficos, diseños, etc. p(xi)=0,2
				Se compone de Metodo geometrico	Monitor de imagen p(xi)=0,2

			(0,2+0,5): 2=0,35	
				Teclado p(xi)=0, 3
				Torre con memoria de disco duro y microchips de procesamiento de informacion p(xi)=0, 5
		Impresora p(xi)=0,25		
		Portafolios p(xi)=0,2		
		Boligrafos p(xi)=0,3		
	Muebles Metodo geometrico (((0,12+0,1):2)+((0, 08+0,1):2):2=0,1	Mesa p(xi)=0,2		

		Silla p(xi)=0,12		
		Estanteria p(xi)=0,1		
		Biblioteca p(xi)=0,3		
		Armario p(xi)=0,08		
		Sofa p(xi)=0,1		

A partir de aquí se podria asi proceder a la siguiente integracion matematica , integrando , a los conocimientos previos del sistema sobre elementos de escritorio , aquellos aspectos aprendidos y asimilados sobre para que sirve y comoponentes del ordenador

1.1.1.3.3) Modelo de Integracion en aprendizaje supraordenado con Probabilidad Imposible ,

A continuacion realizare la integracion de lso aprendizajes sobre para que sirve un ordenado , y de que se compone un ordenador , dentro de los aprendizajes de elementos de escritorio que se encontraban en los conocimieos prvios del sistem

1.1.1.3.3.1) Integracion de sub-nodos intermedios de las asimilaciones sobre para que sirve un ordenador y que componentes tienen en relacion al nodo inferior de ordenador dentro de conocimientos previos que el sistema tenia de elementos de un escritorio

100% sub-nodo intermedio nointegrado = Ultimo Punto de asimilaciones = 0,3

100% sub-nodo intermedios integrado = nodo inferior de ordenador en conocimientos previos =0,25

Sujetos u opciones	subodo intermedio no integrado	Porcentaje de nodo intermedio no integrado 0,3 = Ultimo Punto de las asimilaciones sobre ordenador	**Sub-nodo inferior** **0,25=codificacion del nodo inferior de ordenador en conocimientos previos**
El ordenador sirve para	0,25	(0,25 x100): 0,3= 8,3333	**(8,3333x0,25):100=** **0,2083**
El ordenador se compone de	0,35	(0,35 x100): 0,3= 116,6666	**(116,666x0,25):100=** **0,2916**

1.1.1.3.3.2) Integracion de subnodos inferiores

Sujeto u Opcion	Codificacion	Porcentaje nodo no integrado	**Subnodo inferior Integrado**
Para que sirve un ordenador			
Procesar informaciones	0,3	(0,3x100):0,25= 120	**(120x0,2083):100=** **0,2499**

Comunicarse por internet	0,4	(0,4x100) :0,25= 160	**(160x0,2083):100= 0,3332**
Pasar a limpio informes	0,1	(0,1 x100):0,25= 40	**(40x0,2083):100= 0,0833**
Hacer graficos , diseños , etc.	0,2		
Elementos que componen el ordenador			
Monitor de imagen	0,2	(0,2x100):0,35= 57,14	**(57,14 x0,2916):100= 0,1666**
Teclado	0,3	(0,3x100):0,35= 85,71	**(85,71 x0,2916):100= 0,2499**
Torre con memoria de disco duro y microchips de procesamiento de informacion	0,5	(0,5x100):0,35= 142,85	**(142,85x0,2916):100= 0,4165**

Es decir : si en la estructura de conocimientos previos existe un nodo inferior , que en su categoria de ser nodo inferior , sin embargo , este nodo inferior de los conocimientos previos pudiera servir de inclusor de asimilaciones que se fueran realizando , entonces , automaticamente , los nodos intermedios asimilados y los nodos inferiores asimilados , que pueden ser incluidos en el nodo inferior de la estructura previa , pasarian a integrarse matematicamente de manera que , la codificacion del nodo inferior previo sea utilizada para el calculo de los Subnodos Intermedios Integrados de la estructura asimilada a integrar en base al nodo inferior previo que pudiera ser la estructura inclusora , de los cuales despues se pasaria a calcular los Subnodos Inferiores Integrados , en donde , el procedimiento seria el siguiente .A partir de tener

un nodo inferior en la estructura previa que pueda ser inclusor de estructuras asimiladas , y estas estructuras asimiladas se integraran a partir del nodo inferior inclusor de la estructura previa , la integracion matematica se operaria de forma que , el calculo de que procentaje de cada subnodo intermedio no integrado tiene con el Ultimo Punto de dicha estructura integrada , a partir de formular la siguiente operación matematica , producto de la codificacion del nodo intermedio no integrado multiplicado por 100 para despues el resultado dividirse entre 100 , entonces ,el resultado obtenido seria igual al porcentaje de subnodo no integrado , en donde despues , el porcentaje del subnodo no integrado pasaria a multiplicarse por la codificacion del nodo inferior previo inclusor general de la estructura previa , a partir del cual integraran las asimilaciones , de forma que , el porcentaje del subnodo intermedio no integrado multiplicado por la codificacion del nodo inferior previo que servira de inclusor , y despues este producto obtenido dividido entre 100 , dara como resultado el Sunodo Intermedio Integrado . A partir de que se ha obtenido el Subnodo Intermedio Integrado , aplicando estrictamente el Metodo de Probabilidad Porcentual correctamente , a partir de este Subnodo Intermedio Integrado , se puede tambien calcular el Subnodo Inferior Intetrado , tambien con el Metodo de Probabilidad Porcentual , en donde , para utilizar correctamente el Metodo de Probabilidad Porcentual en el calculo matematico del respectivo Subnodo Inferior Integrado , es necesario primero calcular el porcentaje del subnodo inferior no integrado , en donde el porcentaje del subnodo inferior no integrado es igual al producto de la codificacion del subnodo inferior no integrado multiplicado por 100 , y despues el resultado se divide entre el subnodo intermedio no integrado , obteniendo asi , despues de multiplicar por 100 la codificacion del subnodo inferior no integrado para psoteriormente dividirlo entre el nodo subnodo intermedio no integrado , el porcentaje del subnodo inferior no integrado con respecto el subnodo intermedio no integrado , es decir , lo que genericamente se llamara como procentaje del subnodo inferior no integrado , en donde , en cuanto se ha obtenido el porcentaje del subnodo inferior no integrado entonces , se calcula el producto de multiplicar el subnodo inferior no integrado multiplicado por el Subnodo Intermedio Integrado , y , al divirise entre 100 el resultado obtenido en el producto de la multiplicado del porcentaje del subnodo inferior no integrado por el Subnodo Intermedio Integrado , finalmente asi dicho cociente nos dara el Subnodo Inferior Integrado , en donde , el Subnodo Inferior Integrado podra utilizarse correctamente como una probabilidad de sesgo interno para la toma de decisiones , una probabilidad de sesgo interno integrada que permitira asi una diferenciacion progresiva de los aprendizajes , y permitira una reconciliacion integradora de los ultiples aprendizajes que se hagan . La forma de calcular matematicamente sistemas de integracion matematica que repliquen con tecnicas matematicas el aprendizaje supraordenado , es mediante la correcta utilizacion del Metodo de Probabilidad Porcentual en sistemas de intgracion matematica de los aprendizajes supraordenados , a partir de calcular el procentaje que cada subnodo

intermedio no integrado tiene con respecto su Ultimo Punto , parta este porcentaje despues multiplicarlo a la codificacion del nodo inferior de la estructura previa a integrar , que actuara como 100% y asi despues el resultado al divirse entre 100 de cómo resultado el Subnodo Intermedio Integrado , del cual , tambien con el Metodo de Probabilidad Porcentual calcular el Subnodo Inferior Integrado , siendo asi en esencia la el Metodo de Probabilidad Porcentual un metodo matematico util en toda investigacion cientifica .

1.1.2) Aprendizaje supraordenado , en donde , el concepto mas abstracto esta en las asimilaciones , y los conceptos mas concretos en la estructura previa

La forma de realizar el procesamiento significativo de la informacion , frecuentemente tambien crea situaciones en las cuales , la inclusion significativa , se establece en funcion de que , los conocimientos previos son de menor abstraccion en relacion a los conocimientos que se asimilan , en donde , esta forma , la asimilacion de los nuevos conocimientos mas abstractos que los conocimientos previos , debe permitir asi un aprendizaje supraordenado en el cual , sean los aprendizajes asimilados los cuales deban ir incorporando a los aprendizajes prevos , es decir , no siempre la inclusion conceptual se produce de forma que sean invariablemente los conceptos previos quienes incluyan a los nuevos aprendizajes asimilados , ya que incluso mas frecuentemente es a la inversa , mas frecuentemente se dan situaciones en las cuales conocimietos asimilados muy abstractos deben incluir a los conocimientos previos menos abstractos , y esta situacion es muy frecuente porque el proceso de aprendizaje normalmente es un proceso que , se suele estructurar normalmente , desde lo mas simple a lo mas complejo , dado que el cerebro humano normalmente evoluciona hacia mayores niveles de abstraccion , es decir , el hombre no nace sabiendo absolutamente todo , y normalmente los conocimientos mas abstractos son los ultimos en adquirir ,d e igual forma en una situacion normal de enseñanza-aprendizaje , los conceptos mas abstractos son los ultimos conceptos en aprenderse , porque , se supone , que para la adquisicion de un concepto abstracto es necesario haber creado una situacion de partida inicialmente en la cual crear las bases para la comprension de conceptos mas complejos , en la medida que el proceso de enseñanza-aprendizaje avance , de manera que lo mas corriente no es que los conocimientos abstractos se encuentren dentro de los conocimientos previos , sino que los conocimientos previos sean normalmente menos abstractos , y sean los conocimienos previos los que deben ser incluidos en las asimilaciones nuevas , ya que , normalmente lo mas corriente es que , en un proceso normal de enseñanza-aprendizaje las asimilaciones nuevas sean mas abstractas que los conocimientos previos , en la medida que los aprendizajes mas

abstractos se suelen realizar siempre al final de un proceso de enseñanza-aprendizaje , cuando los conceptos mas elementales ya se han consolidado , y se esta preparado para adquirir conocimientos no tan elementales , y si mas complejos y abstactos para los cuales la mente ha sido previamente preparada . La forma de desarrollar este tipo de stuaciones de aprendizaje supraordenado en donde son los conocimientos previos los que tienen menor nivel de abstraccion , y los conocimientos obtenidos en las asimilaciones son mas abstractos , las situacions de aprendizaje en las cuales el Metodo de Probabilidad Porcentual sea igual de relevante . Supongamos que en la situacion que antes he descrito , los aprendizajes asimilados , en lugar de ser los aprendizajes relativos a para que sirve un ordenador y elementos que componen un ordenador , supongamos por un instante que : los elementos de las asimilaciones aprender fueran los elementos de escritorio , en donde la estructura previa hubiera sido para que sirve el ordenador y sus elementos . En el caso de que en el ejemplo anterior la estructura previa hubiera sido para que sirve un ordenador y los componentes del ordenador , entonces y por el contrario , los elementos a asimilar fueran los elementos de escritorio , entonces la situarion hubira sido realmente , en terminos matematicos , absolutamente igual a como se ha formulado mas arriba , unicamente hubiera cambiado a nivel nominal que , los conocimietnos previos eran los que serian incluidos por el elemento asimilador , en donde las asimilaciones serian de mayor abstraccion que los conocimientos previos , pero por lo general , el procedimiento matematico a seguir se hubiera mantenido invariable , es decir . Si el caso hubiera sido de forma que , para que sirve un ordenador y los elementos del ordenador fueran las estructuras previas de abstraccion menor que las asimiladas , elementos de un escritorio , en donde , la integracion matematica se hubviera hecho de la misma forma a como se ha hecho anterior , aunque , para dejarlo por escrito de forma explicita , se hubiera hecho de la siguiente manera , que en esencia es lo mismo : El ordenador como nodo inferior de las asimilaciones hubira sido el nodo inclusor de la estructura previa de para que sirve un ordenador y de que se compone , de esta forma , la codificacion de ordenador como nodo inferior de las asimilaciones de elementos de escritorio ,seria igualmente tambien el 100% en el proceso de integracion , en donde , esta integracion seria de la siguiente forma , que es lo mismo a lo explicado anteriormente . Para hacer la integracion de los subnodos intermedios que ahora serian las estructuras previas de para que sirve un ordenador y que elementos tiene , estas estructuras previas que ahroa serian de menor abstraccion al nodo inferior de ordenador , dentro de las asimilaciones de elementos de un ordenador , pasarian a integrarse del mismo modo que antes he explicado , solo que ahroa serian conocimientos previos a incluir en una asimilacion mas abstracta que es el nodo inferior de ordenador , dentro de las asimilaciones de elemetnos de escritorio . Los nodos intermedios de para que sirve un ordenador y sus componentes pasarian ahora a ser subnodos de integracion con respecto del nodo inferior de ordenador , dentro de las asimilaciones de elementos de escritorio . En donde la forma de integrar estos

subnodos intermedios de para que sirve un ordenador y sus componente seria asi , calcular el procentaje de subnodo intermeddio previo no integrado , que , exactamente lo mismo que antes , seria igual al producto de la codificaciones de los subnodos intermedios , ahroa previos , multiplicado por 100 y despues dividido entre el Ultimo Punto que tuvieran antes de integrarse con la estructura asimilada de elementos de escritorio , en donde , este procentaje de subnodo intermedio no integrado se pasaria a multiplicar por la codificacion del nodo inferior de ordenador dentro de las asimilaciones de elementos de escritorio , y el producto del procentaje de subnodo intermedio no integrado por la codificacion del nodo inferior de ordenador , se dividiria posteriormente entre 100 dando como resulado asi finalmente , al igual que antes , el Subnodo Intermedio de Integracion , en donde , al igual que antes , se aplicaria estrictamente el Metodo de Probabilidad Porcentual con los Subnodos Inferiores Integrados , exactamente lo mismo que antes , de modo que los subnodos inferiores de , para que sirve un ordenador , y los componentes del ordenador , se multiplicarian por 100 y despues se dividirian entre el subnodo intermedio no integrado que hubieran tenido antes de la integracion , y asi , el resultado obtenido seria igual al procntaje de subnodo inferior integrado , el cual multiplicado por el Subnodo Intermedio Integrado respectivo y despues dividido entre 100 daria igual al Subnodo Inferior Integrado , que igual que antes , exactamente lo mismo , se podria utilizar como probabilidad de sesgo interno en toma de decisiones de la misma forma que antes tambien . Es decir , el procedimiento no cambiaria absolutamente en ningun aspecto en terminos de la formulacion matematica a utilizar en la estructuracion de la nueva jerarquizacion de la Inteligencia en Arbol , a emplear , para la creacion de sistemas de Inteligencia Artificial avanzada hacia la creacion de Afectividad Artificial , Voluntad Artificial , y en esencia , innovacion tecnologica para programas cientificos de maxima precision matemartica .

2. Aprendizaje subordinado

¿cuál es la diferencia del aprendizaje subordinado al supraordenado? La pregunta esta lleno de sentido , se podria decir que es el proceso inverso al supraordenado , ahora bien con esto no se resuelve gran cosa , ya que en esencia , todo aprendizaje supraordenado tambien se puede convertir en subordinado , si por subordinacion se entiende que las ideas de menor abstraccion se subordinan a las ideas de mayor abstraccion , al igual que pro aprendizaje supraordenado se pude definir como que las ideas mas abstactas incluyen a las ideas menos abstractas , evidentemente llega un momento en donde , intentar definir aprendizaje subordinado y aprendizaje supraordenado es casi decir lo mismo pero cambiando de orden lso factores , es decir , aprendizaje supraordenado como ideas mas abstactas como inclusoras de otras menos abstractas , y aprendiza subordinaro como ideas menos abstractas incluidas

por ideas mas abstractas , es decir llegamos al tipico problema de ¿ que fue primero , el huevo o la gallina? Evidentemente hay quien puede afirmar categoricamene que Dios fue el primer ser sobre el universo , lo cual tampoco soluciona realmente el problema de las definiciones cientificas aplicadas a investigacion matematica . En lineas generales lo que mas o menos en psicologia del aprendizaje se suele comprender por aprendizaje supraordenado es un proceso de carácter deductivo , en donde el proceso subordinaro es iductivo , es decir , mientras en un aprendizaje supraordenado desde la idea general se concretan los hechos que deben demostrar la teoria empezando a construir al casa por el tejado , en el aprendizaje subordinado se construye la casa por los cimientos partiendo de los hechos que deben sustentar el tejado de la edificacion simbolica del aprendizaje . El proceso del aprendizaje subordinado es el tipico ejemplo de aprendizaje por descubrimiento autonomo en situaciones de libre experimentacion individual , por ejemplo , un alumno en la escuela en el laboratorio esta experimentando con cierta muestra , del conjunto total de percepciones que el alumno obtenga de la muestra ira generando una idea global a partir de lso dantos sensoriales . El aprendizaje subordinado es el caso tipico de aprendizaje basado en datos sensoriales , en datos muy concretos derivados de ejemplos , o si acaso implicaciones logicas de algun tipo de situacion standard , aunque evidentemente una implicacion logica de un aprendizaje facilmente se podria considerar como un aprendizaje de carácter supraordenado por cuanto que toda implicacion logica tiene un nivel de abstraccion considerable . La forma en cualquier caso con que , en este ensayo , interpretare el aprendizaje subordinado es como el tipico caso de aprendizaje sensorial , o el tipico caso de aprendizaje empezandoa edificar por los cimientos es decir , supongamos por ejemplo que a una persona , mejor si es mujer dado que tienen algunos sentidos mas desarrollados , le ponemos una venda en los ojos y la dejamos que reconozca un lugar o un objeto unicamente por el oido y el olfato ¿ como podra reconocer esa habitacion dicha mujer? Sencillamente , a traves de un procesamiento sensorial subordinado , a partir de ideas muy concretas , a partir de algunos matices que encuentre en lso registros sensoriales , la mujer ira lentamente haciendo un esquema de elementos concretos , percepciones singulares , en donde a partir de datos empiricos aislados ira tomando un reconocimiento del lugar u objeto ante el cual se encuentre . En esencia , dentro de la teoria matematica aquí expuesta en Probabilidad Imposible , en realidad , el aprendizaje subordinado es el que mas esta presente , de ahí la puesta en duda de las percepciones , ya que cuanto mas dependamos de la sensaciones perceptivas para desarrollar el conocimiento entonces tambien tendremos que tender a dudar de lo que percibimos para evitar el error , en la sucesion de implicaciones logicas o consecuencias , o conclusiones , de las premisas de partida a partir de percepciones , ya que el problema de la percepcion en logica matematica , es que si la premisa de partida es erronea a consecuencia de una percepcion erronea , entonces las coclusiones tambien son erroneas . Evidentemente esta discusion nos deberia llevar a una discusion sobre la incidencia del error en

matematicas a partir de hacer una ciencia inductiva . Evidentemente en Inteligencia en Arbol , en la medida que toda la estructura jerarquica se establece a partir de , en la modalidad no selectiva , hacer las probabilidades empiricas de los Puntos Medios Totales , y los Ultimos Puntos ,y en la modalidad selectiva a partir de las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas , y las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probable Empiricas , y las Puntuaciones Logaritmica Promedio Empiricas Totales , y las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas Totales , como es logico , tanto en la modalidad no selectiva como en la modalidad selectiva , toda la estructuracion arquitectonica de la jerarquia según nvieles de abstraccion , se fundamenta a partir de calculos mateticos que empiezan desde la base de la estructura piramidal , es decir , en ningun momento la estructura piramidal comienza en el vertice superior del triangulo , sino que la estructura piramidal comienza desde la arista inferior de la piramide , siedo la arista inferior de la piramide en donde se encuentran los sujetos u opciones , con sus respectivas codificaciones o Puntuaciones Logaritmicas , es decir , la Inteligencia en Arbol parte a estructurarse desde la arista inferior , desde los elementos de menor abstraccion , codificaciones y Puntuaciones Logaritmicas , hacia el vertice superior y los elementos de mayor abstracion , en el nodo superior como el Ultimo Punto o las Puntuaciones Logaritmicas Promedio Empiricas Totales , y las Puntuaciones Logaritmicas Mas Probables Empiricas Totales , es decir , este esquema de construccion de la estructura piramidal subyacente a la Inteligencia en Arbol demuestra que , Asimilacion e Integracion en su mayor parte se encuentra constuida por una serie de formulaciones matematicas que empiezan desde la base , las osbervaciones peceptivas que se toman del comportamiento de sujetos u opciones , a partir de la cual estimar el resto de la estructura piramidal en orden de mayor abstraccion de los nodos intermedios , y despues de los nodos superiores , en un proceso en donde ., la Inteligencia en Arbol parte de lo menos abstracto , osbervaciones eprceptivas de sujetos u opciones , hasta lo mas abstracto , nodos superiores. Y emn este sentido , al ser un proceso que de lo menos abstracto deriva a lo mas abstracto , es un procero que incopora muchos elementos del aprendizaje subordinado , aunque , repito , en la teoria del aprendizaje significativo , frecuentemente es muy dificil distinguir la diferncia sustancial entre supraordenado o subordinado mas que en un simple cambio del orden de los factores , que tampoco tiene una incidencia significativa en la operatoria matematica expuesta , en este ensayo de Asimilacion e Integracion , dentro de la Probabilidad Imposible . Teniendo tambien en consideracion las implicaciones que esto puede tener para el desarrollo de modelos de modificacion de la inteligencia , tomando elementos de Vigotski y la Zona de Desarrollo Proximo son realmente tambien dignas de considerar y tener en cuenta , ya que , en la medida que , el Aprendizaje Artificial , en Inteligencia Artificial , se puede hacer de forma que siempre , se pueda asi crear estructuras de integracion de conocimientos , esto puede permitir que un proceso de aprendizaje-enseñanza , de forma estructurada atendiendo a la Zona de Desarrollo Proximo de un sistema artificial

, permita asi poder ampliar su nivel de inteligencia , teniendo en cuenta tanto el aprendizaje supraordenado como subordinado , y combinatorial , explicando el aprendizaje combinatorial en el siguiente capitulo , mañana , al menos me gustaria dar una idea sobre la relevancia del aprendizaje suoraordenado y subordinaro para combinar , la Probabilidad Imposible , con teorias de Vigotski .

3. Vigotski y Asimilacion e Integracion

El dia que mis descubrimientos salgan a la luz publica , al igual que el dia que por fin las obras de Vigotski se pudieron publicar tras largos años de persecucion politica de sus escritos de psicologia , quizas los descubrimientos matematicos que yo he hecho , lleguen a tener una trasncendencia incluso muy superior a la transcendencia que ha tenido la obra de Vigotski , que murio en silencio mientras muchas de sus obras de psicologia cientifica se perdieron en los duros años de la represion sovietica .Las consecuencias de la perdida de algunas obras de Vigotski nunca las sabremos , lo que si sabemos es que lo que tenemos de los descubrimientos psicologicos realizados por Vigotski suponen una revolucion psicologica que , tiene , al menos para mi , un gran valor cientifico : la Zona de Desarrollo Proximo , siendo una idea aparentemente tan sencilla es fundamental en la psicologia moderna . En la creacion de programas de mejora en Inteligencia Artificial y Afectividad Artificial , el dia que mis descubrimientos matematicos dentro de la Probabilidad Imposible , puedan disfrutar del reconocimieto internacional , pueden suponer en combinacion con la teoria de Vigotski el inicio de la aplicación de programas de mejora de la inteligencia en sistemas dotados de Inteligencia Artificial , en la medida que , dichos programas de mejora de la Inteligencia Artificial se estructuren según la Zona de Desarrollo Proximo que puedan tener dichos sistemas dotados de Inteligencia Artificial . La forma con que este tipo de sistemas pueden mejorar su inteligencia con la Zona de Desarrollo Proximo , es mediante que , se puedan crear estructuras de Inteligencia Artificial que según son creados con un nivel de aprendizaje dado , este nivel de aprendizaje dado permita una serie de inclusores dentro del sistema de probabilidades de sesgo intero , o permita un nivel dado de capacidad de integracion de asimilaciones con respecto conocimientos previos en los cuales , de forma autonoma e independiente , un ser dotado de Inteligencia Artificial pudiera tener capacidades de aprendizaje y toma de decisiones en ausencia de cualquier intervencionismo humano , uns er artificial libre de toda cadena humana , en donde el nivel de abstraccion de los inclusores previos diseñados en la inteligencia inicial de dicho ser dotado de Inteligencia Artificial puede ser la base sobre la cual despues , de forma autonoma , este nivel de abstraccion de los inclusores

previos , o el nivel de capacidad matematica de integracion de nuevos aprendizajes ,s ean los elementos fundamentales que determinen la Zona de Desarrollo Proximo del sistema dotado de Inteligencia Artificial , que , en funciond el grado de abstraccion general de los inclusores previos de que disponga , y en funcion del nivel d capacitacion operacional matematica en la elaboracion de integraciones de asimilaciones , de esta forma el sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial este en disposicion de poder realizar integraciones de nuevas asimilaciones sobre los conocimientos previos , en funcion de que , lo que determinara la Zona de Desarrollo Proximo , de manera dialectica , sera , en un primer instante , el nivel inicial de abstraccion de los conocimientos previos determinara el nivel de aprendizajes inclusores , pero en el mismo instante en que el sistema artificial dotado de Inteligencia Artificial puede aumentar su capacidad inclusora con los primeros aprendizajes que haga , la capacidad de aprendizaje por inclusion matematica de nuevos aprendizajes puede ir evolucionando en crecimiento exponencial , es decir , la Zona de Desarrollo Proximo en un sistemado dotado de Inteligencia Artificial puede tener un procesamiento de la informacion significativa en forma de Aprendizaje Artificial , de manera que el crecimiento de la capacidad de aprendizajes potenciales sea en un ritmo de crecimieto geometrico , es decir , el potencial de aprendizaje de la Zona de Desarrollo Proximo ira aumentando geometricamente , de manera que la Zona de Desarrollo Proximo en sistemas dotados de Inteligencia Artificial al crecer de manera geometrica exponencial , puede hacer que el sistema dotado de Inteligencia Artificial unicamente encuentre un limite en su capacidad de aprendizaje y ese limite sea el espacio de memoria en disco duro ya que , la capacidad de aprendizajes significativos que gracias a Asimilacion e Integracion podria hacer un sistema dotado de Inteligencia Artificial , al crecer exponencialmente llegaria un momento en el cual la memoria de la computadora de dicho sistema de Inteligencia Artificial se saturaria de informacion , debido al crecimiento exponencial de lso aprendizajes . En donde , si Vigotski señalaba que el limite del aprendizaje en los seres humanos es el limite que impone la biologia , en el caso de los sistemas artificiales dotados de Inteligencia Artificial el limite al aprendizaje sera el espacio de memoria que puedan albergar , lo cual necestaria de dos respuestas para solucionar este problema : o bien aumentar el espacio de memoria , o bien diseñar sistemas por los cuales un ser artificial dotado de Inteligencia Artificial pueda ahorrar espacio de memoria seleccionando ben los aprendizajes a aprender , para lo cual , seria de gran utilidad la teoria logaritmica de la Probabilidad Imposible , en la creacion de sistemas de selección de aprendizajes mas probables , a traves de la Inteligencia en Arbol de asimilaciones selectivas , y a traves de la Inteligencia en Arbol previa selectiva , como solucion al problema del espacio de memoria , en la medida que , como es logico , el espacio de memoria puede ser el limite a la Inteligencia Artificial que puede ya estar naciendo , en esta aurora del nuevo milenio y del neuvo siglo XXI . Un milenio del cual estoy convencido profundamente que la Probabilidad Imposible sentara las bass matematicas de las nuevas matematicas

del futuro , y estoy convencido que el dia que mis descubrimietos matematicos salgan a la luz publica , como en su dia salieron las obras de Vigotski , algun dia , agencias espaciales lideres en investigacion espacial como la , NASA , ESA , NASDA , asi como agencias en vias de desarrollo como el ISRO de la India , o las agencias de Indonesia o Egipto , comprenderan que , el dia que mis descubrimientos matematicos disfrutan del reconocimiento internacional , no solo se va a producir una revolucion matematica , sino una revolucion tecnologica , y el amenecer de una nueva aurora de una nueva era en la investigacion cientifica internacional .